

道路情景画像からの情報抽出 に関する基礎的研究

A FUNDAMENTAL STUDY ON THE EXTRACTION OF
INFORMATIONS IN ROAD SCENE IMAGES

2000 年 1 月

藪 木 登

内容梗概

本論文は、高度道路交通システム（ITS：Intelligent Transport Systems）に関連して、道路情景画像からの道路標識の抽出、ならびに劣化した道路情景画像の復元に関する研究成果をまとめたものである。

第1章では、最初にITSの現状について概説している。次に、ITSの1つのテーマである「安全運転の支援」について、道路情報の抽出に関して、従来の手法とその問題点について概説し、本研究の目的およびその位置づけを明確にしている。そして、6章からなる本論文の概要を述べている。

第2章では、道路情景濃淡画像中の最高速度を示す標識を検出し、最高速度を識別する手法を提案している。まず、最高速度標識の持つ特徴に着目し、2値化処理などを用いて、情景画像から最高速度を示す標識を検出する。その検出された標識から、速度数字を切り出し、パターンマッチングにより最高速度を識別する。そして、2値化処理法として、判別分析法のみによる方法Ⅰと微分オペレータ等を用いる方法Ⅱの2種類の方法を本手法に適用して、実験を行い、2種類の方法の特徴や本手法全体の有効性について検討している。その結果、方法Ⅰではうまく識別できなかった逆光となる場合でも、方法Ⅱを用いた本手法の有効性を確かめている。

第3章では、カラー道路情景画像中に存在する道路標識を道路標識の持つ色特徴および画像エネルギーを用いて抽出する方法について述べている。

屋外で撮影されるカラー画像は、天候、背景など周囲の環境の影響を受けるため、安定した色領域の抽出は困難である。そこで、第一に色の特性を示す色分布関数を作成し、各画素の色がどの程度抽出する色に近いかを表す色らしさを求める。次に、色らしさを画像特徴エネルギーとしたActive Netにより、標識の目的色領域を抽出する方法を提案している。これにより、領域抽出に利用される固定しきい値を設定する2値化処理が不必要となることが期待できる。さらに、実験により本手法の有効性および問題点を明らかにしている。

第4章では、Active Netを2回用いる方法を提案している。つまり、縮小した類似度マップにActive Netを適用させ、その結果を用いて原寸の類似度マップに再びActive Netを適用させて領域を検出する。さらに、2段階抽出法的高速化を検討している。第3章では、カラー画像から色分布関数により求めた類似度マップにActive Netを1回適用している。この手法では、Active Net

の精度の問題により、標識領域を抽出できない場合があった。また、第3章で用いている色分布関数は、サンプル標識から得られた色の分布をそのまま適用しているため、状況変化に対応しやすい色分布関数に変更するのは困難である。そこで、色分布を統計的に扱えるようにした色分布関数を求めて使用している。実験は実際の道路情景画像を用いて、カラー画像からの道路標識の抽出を行い、提案手法の有効性を確かめている。

第5章では、遺伝的アルゴリズム（GA：Genetic Algorithms）を用いた白色ガウス雑音中の焦点はずれ画像の復元方法について述べている。劣化画像回復方式にGAを利用する場合、どのような目的関数を用いるかが1つの問題となる。観測画像に平滑化処理を施した後にベイズの方法を適用することにより得られる目的関数を理論的に導出し、また、導出過程において近似を用いた場合の目的関数を求めている。次に、GAにおいて、それらの目的関数を評価関数とし、劣化画像を復元する方法を提案している。シミュレーション実験において、従来法と比較し、本手法の有効性および問題点を明らかにしている。さらに、理論的、準理論的考察により、平滑化処理を施さない場合と比較検討し、平滑化処理を用いた場合の効果を明らかにしている。

第6章では、本研究における総括を行い、今後、検討すべき課題について述べている。

論文目次

内容梗概	i
論文目次	iii
第1章 序論	1
1. 1 当該分野における研究の状況	1
1. 2 研究目的と研究概要	4
第2章 最高速度標識の特徴を用いた検出と認識	6
2. 1 緒言	6
2. 2 最高速度標識の持つ特徴	7
2. 3 最高速度標識の検出および認識	7
2. 3. 1 最高速度標識の検出	7
2. 3. 2 最高速度の識別	10
2. 4 逆光を考慮した2値化処理	12
2. 5 実験	14
2. 5. 1 実験の使用装置と画像メモリへの取込み方法	14
2. 5. 2 実験結果と検討	14
2. 6 結言	21
第3章 Active Net を用いた領域の抽出	22
3. 1 緒言	22
3. 2 Active Net	23
3. 3 色データの分布を直接的に用いた色分布関数	24
3. 4 Active Net を用いた領域抽出	28
3. 5 実験	28
3. 5. 1 色標識への Active Net の適用実験	29
3. 5. 2 道路標識への Active Net の適用実験	30
3. 6 結言	31
第4章 Active Net の2段階利用による領域の抽出	37
4. 1 緒言	37

4. 2 統計的处理を用いた色分布関数	37
4. 2. 1 色標本データ	37
4. 2. 2 色分布関数	39
4. 3 2段階 Active Net を用いた領域抽出	41
4. 3. 1 全体の処理アルゴリズム	41
4. 3. 2 2段階抽出法	41
4. 3. 3 第1段階	43
4. 3. 4 第2段階	43
4. 4 2段階抽出法の高速度化	44
4. 5 実験	45
4. 6 結言	52
 第5章 遺伝的アルゴリズムを用いた劣化画像の復元	 53
5. 1 緒言	53
5. 2 画像モデル	53
5. 2. 1 原画像および観測画像モデル	53
5. 2. 2 原画像および観測画像ディジタルモデル	54
5. 3 平滑化处理付きベイズ復元	55
5. 3. 1 目的関数の導出における問題の定式化	55
5. 3. 2 最適な目的関数の導出	56
5. 3. 3 近似を用いた目的関数の導出	58
5. 4 シミュレーション実験	60
5. 5 理論的および準理論的考察	67
5. 6 結言	71
 第6章 結論	 72
 謝辞	 75
 参考文献	 76
 研究業績	 80

第1章 序論

1. 1 当該分野における研究の状況

近年、道路交通システムは、インテリジェント化に向けて高度道路交通システム(Intelligent Transport Systems 欧州でも同じ、アメリカでは Intelligent Transportation Systems と記す: ITS) [1]-[7]への移行が強く期待されている。このITSとは、情報通信や電子制御などの技術を駆使することで、事故や渋滞、環境汚染といった交通に起因する諸問題を解決しようという新しいシステムであり、現在世界的規模で、研究開発とその実用化への努力がなされている。ITSという名称は、1995年の第2回横浜国際会議から国際的に共通の名称として用いられるようになった。ここから、ITSのコンセプトが考えられたわけではなく、すでに1960年代には「道路交通の情報化・知能化」と言う表現で提唱されていて、各地域により、プロジェクト毎に異なる名称で呼ばれていた。欧州では、プロメテウス(PROMETHEUS)計画(1986年～1994年)が自動車の情報化・ハイテク化を目指して実行され、第1期ドライブ計画(1989年～1991年)、第2期ドライブ計画(1992年～1994年)が交通インフラ整備を遂行した。アメリカでは、MOBILITY2000(1987年)という有識者による会合を契機にIVHS計画が提唱され1990年にIVHS(Intelligent Vehicle-Highway Systems)が発足した[1]。

我が国では、路車間情報システムRACS(Road Automobile Communication System, 1984年～1989年、建設省)、新自動車交通情報通信システムAMTICS(Advanced Mobile Traffic Information and Communication System, 1987年～1988年、警察庁)、道路交通情報通信システムVICS(Vehicle Information and Communication System, 1992年～1995年、警察庁、郵政省、建設省)、高度道路交通システムARTS(Advanced Road Traffic Systems, 1990年～1995年、建設省)、SSVS(Super Smart Vehicle System, 1990年～1995年、通産省)、ASV(Advanced Safety Vehicle, 1991年～1995年、運輸省)、UTMS(Universal Traffic Management Systems, 1993年～1995年、警察庁)の活動が行われた[1],[3],[4]。

ITSの推進には官民の協力が不可欠であり、日本ではその間を取り持つ道路・交通・車両インテリジェント化推進協議会VERTIS(Vehicle, Road and Traffic Intelligence Society)等が発足され、国際交流等の活動をし、欧州ではERTICO、アメリカではITSアメリカが、VERTISと同様の活動を行っている。

日本では、1995年2月に政府が「高度情報通信社会の推進に向けた基本方針」を策定し、6月に閣議決定した。これを受けてITS関連5省庁(警察庁、建設省、通産省、運輸省、郵政

省)が「道路、交通車両分野における情報化実施指針」をまとめ、同年8月に発表した。1996年7月、これを踏まえて同じく5省庁が「ITSの推進に関する全体構想」を策定し公表した[2]。この構想は、次の9つの開発分野と20のユーザサービスにまとめられ、これを基礎に進められている。

- (1) ナビゲーションシステムの高度化
- (2) 自動料金システム
- (3) 安全運転の支援
- (4) 交通管理最適化
- (5) 道路管理の効率化
- (6) 公共交通の支援
- (7) 商用車の効率化
- (8) 歩行者等の支援
- (9) 緊急車両の運行支援

これらの開発分野において、VICSにおいては一部地域で実施され、自動料金収受システムETC(Electronic Toll Collection)においては、一部地域で試験的に行われており、走行支援道路システムAHS(Automated Highway System)においては、1996年に供用前の上信越自動車道で、走行実験が行われた。また、ITSモデル地区や実験テーマを設定し、研究を進めている分野もある。その他の研究においても活発に行われている。

近年、コンピュータの発達により、画像をコンピュータで簡単に扱うことができるようになり、また、カメラ等の入力機器も扱い易くなり、画像技術を用いた応用研究が盛んに行われるようになっていく。ITSに関する研究においても、道路の白線検出、障害物検出、他車の検出、交通流計測、車のナンバープレート読みとり等が行われており、中には実用化が進んでいるものもある。特に、車の運転に関しては、人間の視覚によるところが非常に大きい[8]。

たとえば、道路上には、標識、信号機、白線、先行車等の情報が多くあり、これらを読みとることで、安全にかつ円滑に車を移動させることができる。ITSの開発分野に(3)安全運転の支援という開発分野があり、これに関する研究も行われている。すなわち、車両ドライバーは常に走行環境認識と車両の制御を行わなければならない。そこで、見落とされがちな道路標識を機械が自動的に検出、認識するシステムができれば、ドライバーの負担軽減および交通事故の減少にも繋がる。この標識検出および認識に関する研究もモノクロで行われたり、カラー情報を用いたり、いろいろなされてきているが、信頼性や処理時間等の問題により実用化は困難である。しかし、各種方法が提案されることにより徐々に実用的なものとなっていくと考えられる。

標識認識に関する研究では、道路情景画像から案内標識を切り出す方法[9]、文字パターンの抽出と認識をする方法[10]~[12]、丸い標識のエッジを検出する方法[13]、[14]等が報告されてい

る。特に最近、コンピュータの性能が飛躍的に向上し、カラー画像が手軽に利用できるようになり、カラー画像を用いての研究が多くなっている[15]–[24]。

カラー情報を利用して制限速度を示す標識を検出し、速度を認識する方法[15]が報告されている。ここでは、最高速度標識の外側の赤い領域をカラー処理し、標識を検出する作業をハードウェアで実現し、処理の高速化をしている。さらに、ヒストグラムにより数字の特徴を調べ、マッチングをとって制限速度を認識している。このように、カラー情報を用いることは有効な方法である。しかし、標識の光の反射、色のにじみや斑に対して、さらに逆光時の場合においては十分に色の認識はできない。また、従来の研究である程度標識を抽出する環境を制限した場合について行われており、環境変化を考慮した研究は少ない。日比らは、特定標識において特に夜間を考慮した手法を提案し、夜間及び昼間の環境において良好な結果を得ている[16]。

一方、テレビカメラから画像を取得した場合、画像がぼやけて取り込まれる場合もあり、道路上の情報がはっきりせずには十分に情報を取得できない場合もある。この画像を改善することにより、すなわち画像の劣化（ぼけ）を無くし、真の画像を復元する手法を利用することができれば道路情報を取得しやすくなる。この画像復元に関する研究は古くから行われている[25]–[30]。その復元方法は、逆フィルタ、平均射影フィルタ、ウィナーフィルタなどの空間周波数領域で行うフィルタリング法[26]と一般逆行列法、カルマンフィルタ利用法などの実空間領域で行う直接処理法[27]–[30]に大別される。前者に属する9種類の最適復元フィルタの相互関係を系統的に明らかにした研究[26]も発表されているが、フィルタを設計する手間などの問題が残されている。また、後者に属する処理法は、大次元の行列計算をする必要があり、実施するのが極めて困難であったり、加法性雑音が考慮されていなかったりなど、完全に解決されたわけではない[30]。

どの推定画像と推定劣化関数の積（以下簡単のため、推定劣化画像という。）の候補が1番良いのかを評価する関数（目的関数）を最小にする推定劣化画像を求めるためには従来の方法を用いるよりも遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithms : GA）[31]を用いるほうが有利であると考えられている。したがって、最近GAを利用した画像回復方式の研究が盛んである[32]–[35]。これらは遺伝的操作を実空間領域で行う方式[32]–[34]とフーリエ変換領域で行う方式[35]に分けられる。劣化画像回復方式にGAを利用する場合、どのような目的関数を用いるかが1つの問題となる。観測画像の加法性雑音をガウス雑音と仮定すると、ベイズの方法は、観測画像と推定劣化画像の2乗誤差を最小にする方法と同じことである[32]。高津等は、目的関数として、2乗誤差関数にラインプロセスの概念を加えたものを考え、良い実験結果を得ている[32]。しかし、観測画像に加法性雑音が含まれる場合における検討がなされたものはない。

1. 2 研究目的と研究概要

1. 1 で述べた背景のもとに、本研究では、道路情景画像からの道路標識の抽出、ならびに劣化した道路情景画像の復元に関し、次の項目について検討を行っている。

- (1) 濃淡画像において、標識の特徴を用いて最高速度標識を抽出し、制限速度を認識すること。
- (2) カラー画像において、道路標識の色特徴を用いて、標識を抽出すること。
- (3) (2) で検討した手法において、標識の抽出精度を向上すること。
- (4) 劣化した道路情景画像に遺伝的アルゴリズムを用いて復元するための基礎検討を行うこと。

第 2 章では、道路情景濃淡画像中の最高速度を示す標識を検出し、最高速度を識別する手法を提案している。まず、最高速度標識の持つ特徴に着目し、2 値化処理などを用いて、情景画像から最高速度を示す標識を検出する。その検出された標識から、速度数字を切り出し、パターンマッチングにより最高速度を識別する。そして、2 値化処理法として、判別分析法のみによる方法 I と微分オペレータ等を用いる方法 II の 2 種類の方法を本手法に適用して、実験を行い、2 種類の方法の特徴や本手法全体の有効性について検討している。その結果、方法 I ではうまく識別できなかった逆光となる場合でも、方法 II を用いた本手法の有効性を確かめている。

第 3 章では、カラー道路情景画像中に存在する道路標識を道路標識の持つ色特徴および画像エネルギーを用いて抽出する方法について述べている。

屋外で撮影されるカラー画像は、天候、背景など周囲の環境の影響を受けるため、安定した色領域の抽出は困難である。そこで、第一に色の特性を示す色分布関数を作成し、各画素の色がどの程度抽出する色に近いかを表す色らしさ度を求める。次に、色らしさ度を画像特徴エネルギーとした Active Net により、標識の目的色領域を抽出する方法を提案している。これにより、領域抽出に利用される固定しきい値を設定する 2 値化処理が不必要となることが期待できる。さらに、実験により本手法の有効性および問題点を明らかにしている。

第 4 章では、Active Net を 2 回用いる方法を提案している。つまり、縮小した類似度マップに Active Net を適用させ、その結果を用いて原寸の類似度マップに再び Active Net を適用させて領域を検出する。さらに、2 段階抽出法的高速化を検討している。第 3 章では、カラー画像から色分

布関数により求めた類似度マップに Active Net を 1 回適用している。この手法では、Active Net の精度の問題により、標識領域を抽出できない場合があった。また、第 3 章で用いている色分布関数は、サンプル標識から得られた色の分布をそのまま適用しているため、状況変化に対応しやすい色分布関数に変更するのは困難である。そこで、色分布を統計的に扱えるようにした色分布関数を求めて使用している。実験は実際の道路情景画像を用いて、カラー画像からの道路標識の抽出を行い、提案手法の有効性を確かめている。

第 5 章では、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた白色ガウス雑音中の焦点はずれ画像の復元方法について述べている。劣化画像回復方式に GA を利用する場合、どのような目的関数を用いるかが 1 つの問題となる。観測画像に平滑化処理を施した後にベイズの方法を適用することにより得られる目的関数を理論的に導出し、また、導出過程において近似を用いた場合の目的関数を求めている。次に、GA において、それらの目的関数を評価関数とし、劣化画像を復元する方法を提案している。シミュレーション実験において、従来法と比較し、本手法の有効性および問題点を明らかにしている。さらに、理論的、準理論的考察により、平滑化処理を施さない場合と比較検討し、平滑化処理を用いた場合の効果を明らかにしている。

第 6 章では、本研究における総括を行い、今後、検討すべき課題について述べている。

第2章 最高速度標識の特徴を用いた検出と認識

2. 1 緒言

本章では、カラー情報を用いずに、道路情景濃淡画像中の最高速度を示す標識（以下、最高速度標識と呼ぶ）の持つ特徴を利用し、ビデオ撮影された道路情景濃淡画像から最高速度標識を検出し、さらに最高速度を識別する手法について述べる[36], [37].

参考文献[15]では、制限速度標識の外側の赤い領域をカラー処理し、標識を検出する作業をハードウェアで実現し、処理の高速化をしている。そして、ヒストグラムにより数字の特徴を調べ、マッチングをとって制限速度を認識している。このように、カラー情報を用いることは有効な方法である。しかし、標識の光の反射、色のにじみや斑に対して、十分な色の認識は困難である。さらに、逆光における標識認識についての検討はなされていない。

一方、上記処理においてカメラに対して入射光線が逆光の場合、空の領域が大きすぎる場合等においては、判別分析法、固定しきい値法では十分な効果は得られない。すなわち、入力画像をどのような手法により2値化するかが問題である[36]。ところで、塩が提案した動的2値化処理法[10]は、対象に依存しない汎用的2値化法であり、環境変化に対しても比較的安定である。しかし、標識の検出ではなく文字検出を目的としているために画像をサイズの小さい部分領域に分けて、その隣接部分領域間からしきい値を決定しているので処理が複雑となり計算時間もかかる問題点がある。そこで本稿では、処理の複雑さを少なくすることを考慮し、対処の方法に微分オペレータ等を用いた2値化処理法を適用する。

従って、本章では、逆光に強く、最高速度標識の持つ特徴を用いた処理が簡単な検出法を提案し、実環境下において標識の存在場所（標識の背景）、天候、カメラに対する太陽の位置を変化させた実験を行う。また、認識実験も行う。

2.2で最高速度標識の持つ特徴について、2.3で本手法の処理手順について説明し、2.4では逆光の場合等の2値化のための対処方法を提案する。2.5では道路情景をビデオ撮影し、そのビデオ画像に対して本手法を適用した実験結果を示し、本手法の検討を行う。最後に2.6で本章のまとめを行う。

2. 2 最高速度標識の持つ特徴

本手法は、濃淡画像において、最高速度標識の持つ特徴を利用したものである。その特徴は最高速度標識に書かれた数字を囲む円は赤色なので、その標識の他の白い部分に比して濃度が高く、濃淡画像として扱う場合は黒っぽくなることである。2値化を適当にし、その数字部分を白色に変換すれば、標識はその縁を黒い線に囲まれた白い円状のものになる。ここでは、便宜上この白い円状の領域を抽出領域、標識の一番外側にある赤色の線を含む標識全体の領域を標識領域と呼ぶことにする。例えば、通行止め標識は白い部分が高濃度部分により分断され、抽出領域が円形とはならないため検出されない。すなわち、ほとんど見かけない重量制限標識を除いて、原理的には最高速度標識だけを検出できる。

2. 3 最高速度標識の検出および認識

ここでは、全体の処理手順を図2.1に示し、以下で最高速度標識の検出、最高速度の識別とに分けて、順次各処理を説明する。

2. 3. 1 最高速度標識の検出

ここでは、図2.1の画像の取り込みから、最高速度標識の検出までの手順[36], [37]を説明する。

図2.2の入力画像に対して、判別分析法のみによる2値化処理（以下2値化処理法Ⅰと呼ぶことにする）を行うと図2.3となる。ここで、図2.2は、4枚の時間的に変化する入力画像を1枚の画像として表示している。また、以下の処理では、白い領域を処理対象としている。

次に、この2値化された画像において、閉じた白い領域中に存在する黒い領域（穴）の画素数が α_1 （ $\alpha_1=80$ 画素）未満である場合、黒い領域を白くする（穴埋め）。こうすることにより穴のない領域の面積が計測でき、真円度を調べることができる。

そして、画素数 β_1 （ $=100$ 画素）以上 β_2 （ $=500$ 画素）以下の面積を持つ領域以外を除去すると図2.4のようになる。ここで、もし全てのものが除去されたならば最高速度標識は、その画像には存在しなかったと見なす。

図2.4の画像に対して各領域の円形度を求める。ここで、円形度 k_c [41]は次式で表される。

$$k_c = 4 \pi A / P^2 \quad (2.1)$$

ここで、 A は領域の面積、 P は周囲長を表し、周囲長は各領域のエッジ画像の画素数とする。この真円度の範囲が $\delta_1 < k_c < \delta_2$ で、最大面積を持つ領域を最高速度標識の抽出領域と見なし、その面積以外の値を持つものを除去する。図2.5がその結果で、これで抽出領域の候補が決定する。

抽出領域の候補から最高速度標識を検出するには、図2.5と図2.2の入力画像の反転画像（識別処理で扱い易くするために反転している）との論理積を取ることでできる。

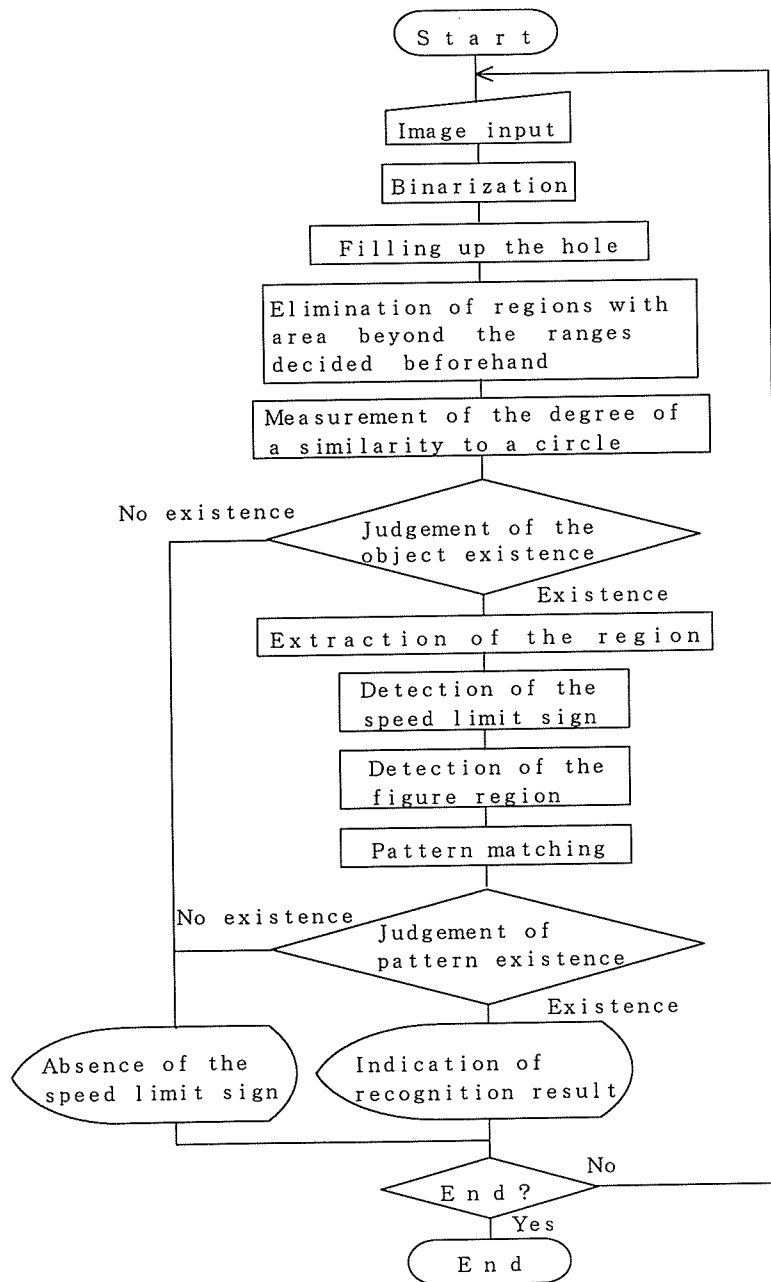


図2.1 最高速度の認識アルゴリズム

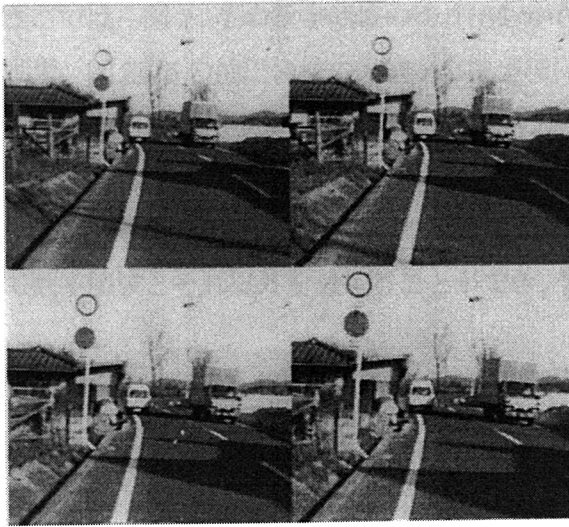


図 2.2 入力画像

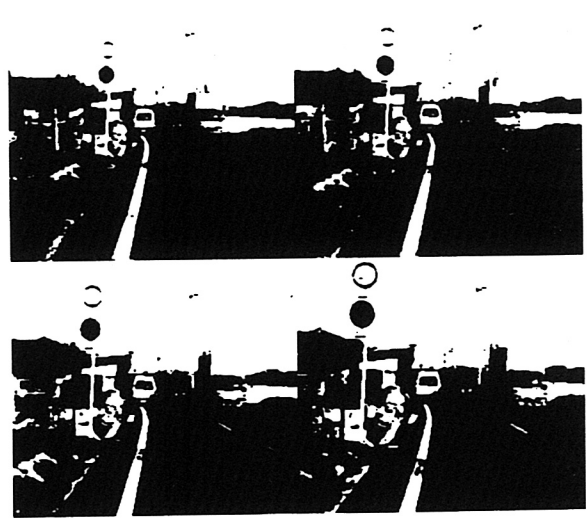


図 2.3 2 値化処理法 I により得られた画像

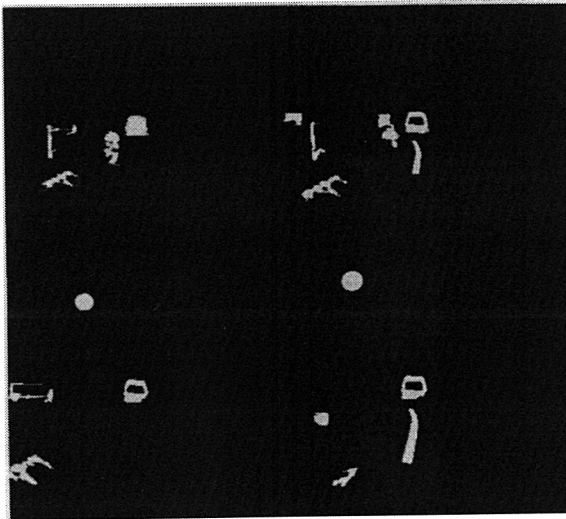


図 2.4 画像によりしぼられた領域

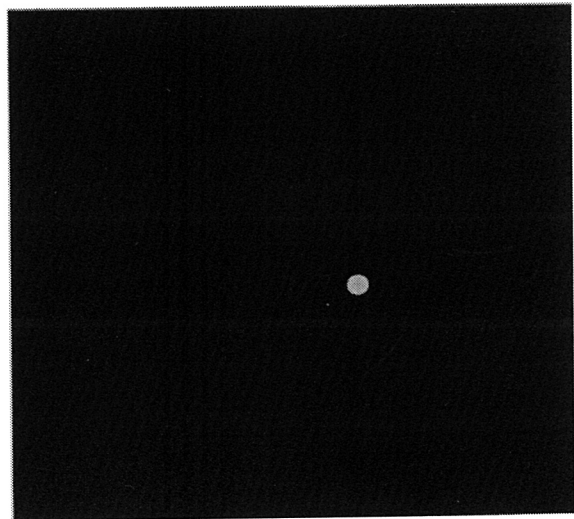


図 2.5 円形度により抽出された領域

2. 3. 2 最高速度の識別

ここでは、図2.1の数字領域の切り出しから最高速度識別結果の表示[36], [37]までを示す。

まず、図2.5の抽出領域の候補から論理積により検出された最高速度標識の概略図を図2.6に示す。この標識に接する長方形の左上隅の点を $P_0(x_0, y_0)$ 、右上隅の点を $P_1(x_1, y_0)$ とし、点 $P_2((x_0+x_1)/2, y_0+1)$ を求める。そして、その点 P_2 の濃度値を調べ、その濃度値で抽出領域以外を埋める。こうすることにより実験で使用したSPICA-II[38], [39]の2値化コマンドを用いて数字領域とそれ以外を分けることができ、数字領域を切り出せる。この結果を図2.7に示す。

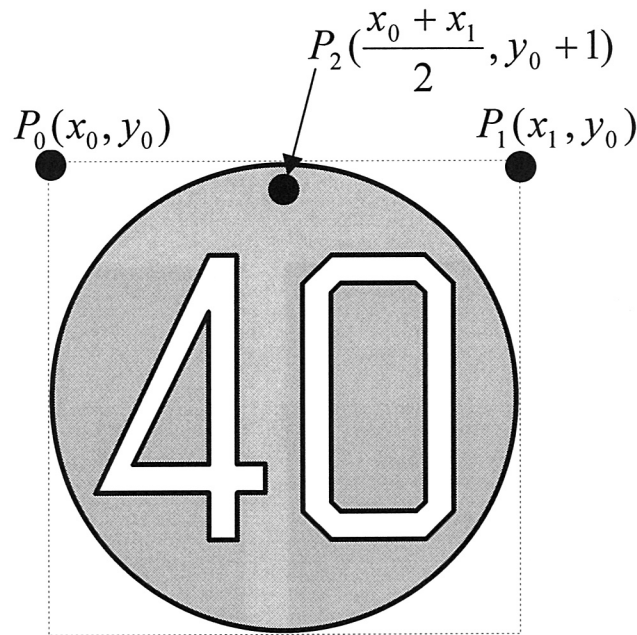


図2.6 検出された最高速度標識の各点の位置

次に、切り出した数字をパターンマッチングにより識別するために、テンプレートパターンを作成しておく。ただし、処理スピードと認識率を上げるために数字の10の位だけのマッチングを行うこととする。

任意の時速30, 40, 50 kmの最高速度標識を一つずつビデオカメラで取り込み、手作業によりそれらの標識の抽出領域の面積がそれぞれ画素数1265画素に等しくなるように標識を拡大・縮小し、各数字の10の位の領域を切り出す。その後、対象となっている標識の各抽出領域の点 P_0 を基準点として、図2.8のように45個のパターンを左右3画素、上下5画素の範囲で1画素ずつずらして並べ、画像メモリへ記録しておく。これがテンプレートパターンとなる。

さらに、パターンマッチングについて述べると以下ようになる。テンプレートパターンを含んでいる抽出領域の面積(1265画素)に、拡大・縮小を行った図2.5の抽出領域の面積が等し

くなるようにその倍率を求める．この倍率により切り出された数字を予め求めていた点 P_0 を基準にアフィン変換を用いて拡大・縮小する．そして，その数字を図 2.9 のようにテンプレートパターンとマッチングが取れるように 45 個並べる．これが対象パターンとなる．次に，図 2.8 と図 2.9 の画像の論理積をとると図 2.10 のようになり，各数字毎に重なった部分の面積を求めていく．ここで，この重なった面積のことを重なり面積，テンプレートパターンの面積をテンプレートパターン面積と呼び，

$$\text{一致面積比} = \text{重なり面積} / \text{テンプレートパターン面積} \quad (2.2)$$

で表すこととする．この一致面積比が，設定範囲内（0.5 以上 1.0 未満）で最大となる数字が求める最高速度となる．しかし，設定範囲外であれば最高速度標識は入力画像中には存在しなかったと見なす．

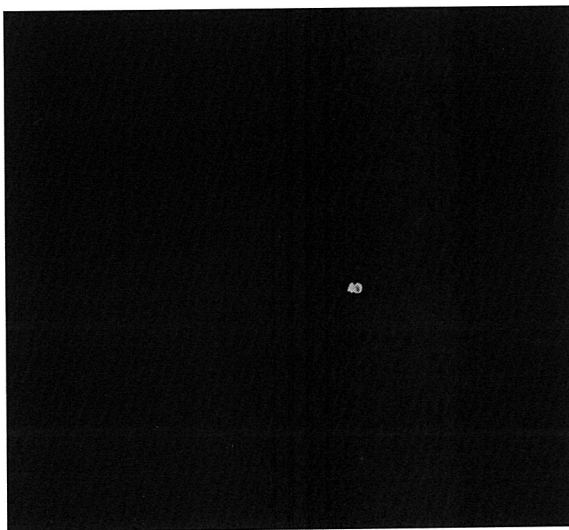


図 2.7 数字領域の切り出し

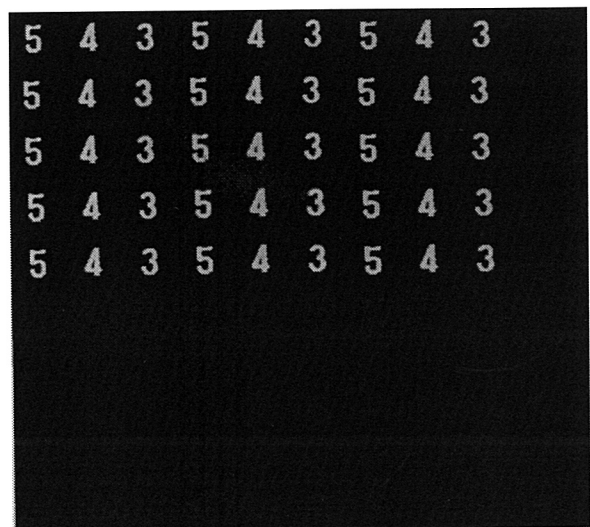


図 2.8 テンプレートパターン

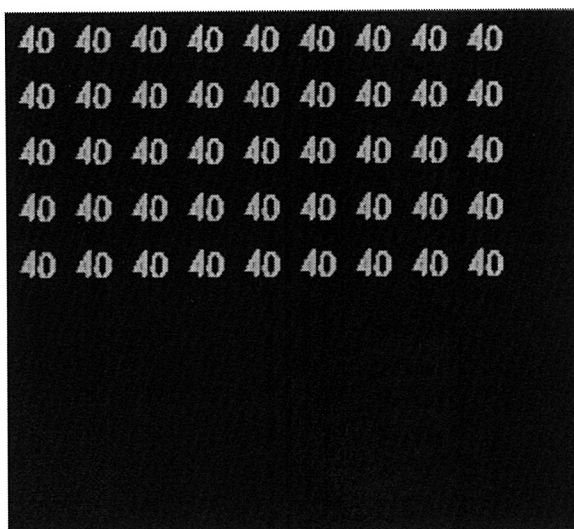


図2.9 切り出し数字パターン

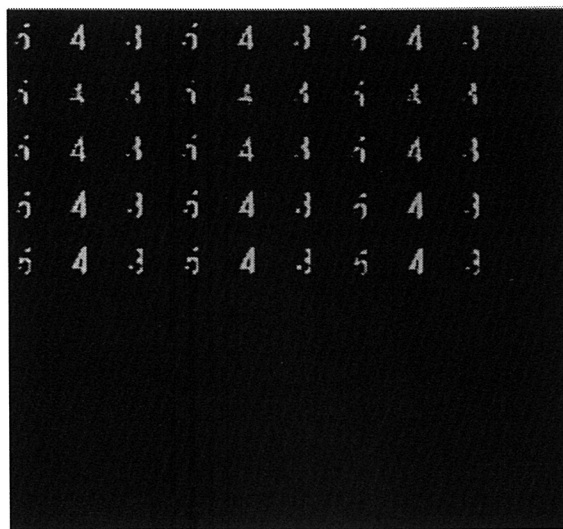


図2.10 マッチング結果

2. 4 逆光を考慮した2 値化処理

前節では、図2.1の2値化処理において判別分析法のみを用いた場合を説明したが、後で述べるように、カメラに対して入射光が逆光、あるいは白い雲の多い天候等においては、検出誤りが多くなる。

したがって、それに対処するものとして、図2.1の2値化処理において微分オペレータ等を用いた2値化方法を適用すること[40]を考える。この方法を2値化処理法Ⅱと呼ぶこととし、その処理手順を図2.11に示し、以下でその各処理を説明する。

まず、入力画像に対して Prewitt のオペレータ（絶対値をとる）[38], [41]を用いて、エッジを強調した画像を得る。次に、標識領域を検出し易くするために、平均値フィルタ処理によりエッジ領域に幅を持たせ、判別分析法による2値化処理と穴埋め処理（画素数 α_2 未満）を行う。これらの処理により、標識領域とエッジ領域以外の領域を除去することができ、後の処理で用いる小さな雑音を強調してしまうラプラシアンオペレータのこの欠点を最大限に抑えることができる。さらに、処理画像と入力画像との論理積をとり、ラプラシアンのオペレータ[38], [41]を適用する。その画像に対して、平均値フィルタ処理した後、固定しきい値法による2値化処理により、望むべき2値画像を得ることができる。そして、逆光の場合の入力画像を図2.12に、2値化処理法Ⅱによる2値化結果を図2.13に示す。

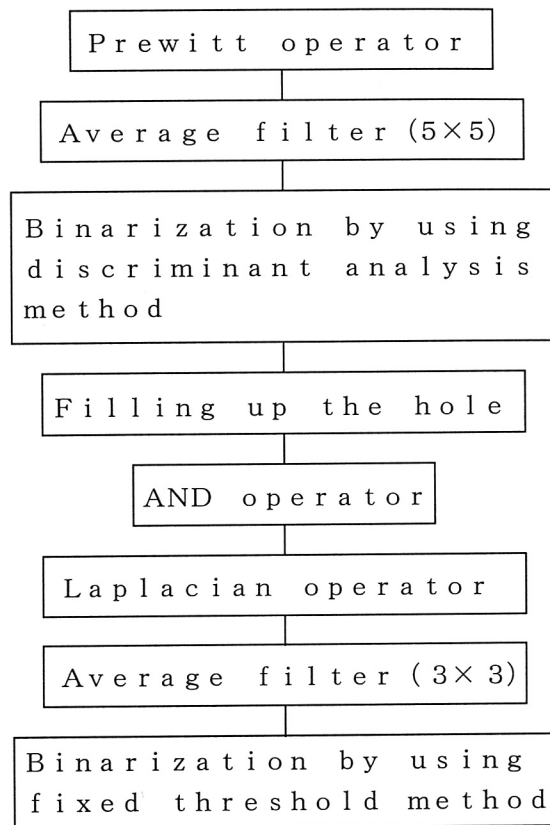


図2.11 2値化処理法Ⅱ

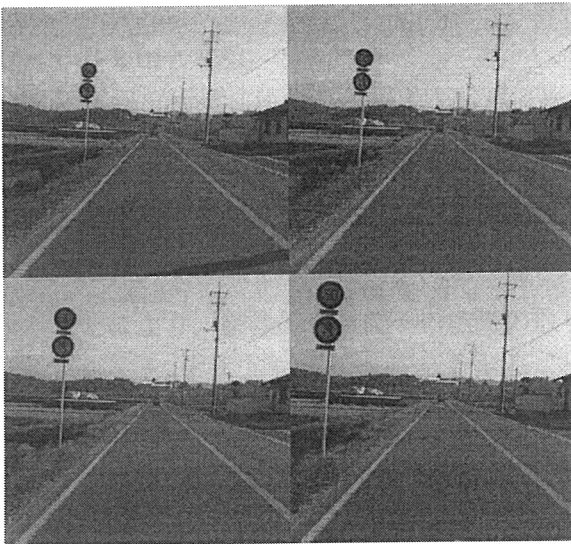


図2.12 逆光の場合の入力画像

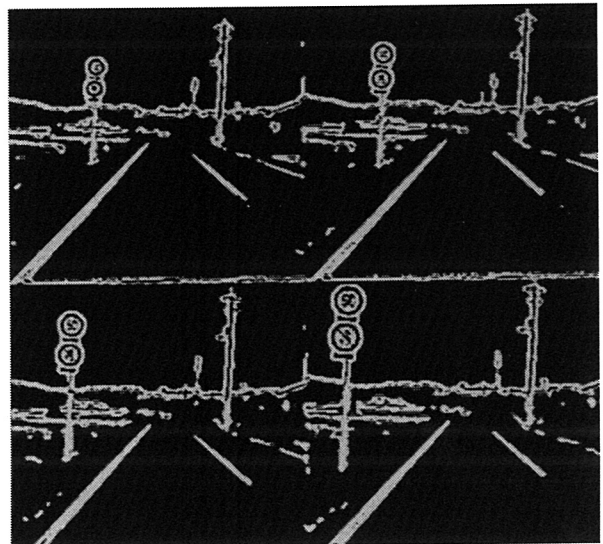


図2.13 2値化処理法Ⅱによる2値化結果

2. 5 実験

ここでは、本手法の2値化処理に判別分析法のみを用いた2値化処理法Ⅰと微分オペレータ等を用いた2値化処理法Ⅱを、実験により比較検討を行い、さらに本手法の有効性と問題点を明らかにする。ここで、実験で用いた2値化処理法Ⅱの各処理の値としては、穴埋め処理では $\alpha_2=400$ 画素未満の穴に対して処理を行い、また、固定しきい値による2値化処理では画像処理装置で扱える最高濃度値 255 に対して濃度値 129 をしきい値として用いた。さらに、2値化処理の後の穴埋め処理に対しては、2値化処理法Ⅰ、Ⅱを用いた各 α_1 はそれぞれ 80 画素、120 画素未満の穴とした。 $\beta_1=100$ 、 $\beta_2=500$ 、 $\delta_1=1.210$ 、 $\delta_2=1.452$ とした。なお、実験で使用した上記の値は予備実験で求められたものである。

2. 5. 1 実験の使用装置と画像メモリへの取込み方法

入力画像は、道路を走行する車上にビデオムービーを固定し、記録したものを再生し、画像処理装置の画像メモリへ取り込んだものである。ここで、使用した画像処理装置はSPICCA-II（日本アビオニクス株式会社）[38]、[41]、ビデオムービーはBR-S20（日本ビクター株式会社）、使用ビデオテープはS-VHS-C、ビデオ信号からR.G.B.Y信号に復調するデコーダはED-1000（株式会社フォトロン）である。道路情景撮影時のビデオムービーの設定は、オートフォーカス、自動露出、焦点距離は9mm、標準モードであった。また、各入力画像は各々一定時間（5/30 秒）毎に取り込んだもので、その1/4画面は各々256×240画素、濃度値256階調である。さらに、実験で使用した作成プログラムの言語はC言語である。また、扱う最高速度標識は時速30、40、50kmとする。

ところで、本手法においては、4枚の連続濃淡画像として取り込み、その4枚の画像を図2.2のように1枚の画像として処理しており、その大きさは512×480画素で濃度値256階調の濃淡画像である。この入力方法を採用した理由は、現在のコンピュータの処理速度は遅く、走行する車両において標識を取り込めずに通り過ぎてしまう可能性が高いため、このような入力画像にすることにより、画像処理装置への標識の取りこぼしを減らし、検出・識別精度を少しでも上げるためである。

2. 5. 2 実験結果と検討

実験では、北北東に向かう道路と西に向かう道路で、最高速度標識が存在するそれぞれ3箇所の範囲で日時を変え7回のビデオ撮影を行い、そのビデオ映像を利用した。ある日ある時刻の計6箇所の情景を図2.14(a)～(f)に示す。そして処理対象とする画像は、映像を取り込んだ画像

に最低限、最高速度標識が存在する適当なタイミングで、画像処理装置の画像メモリへ取り込むこととした。ただし、雨天の場合は現状のビデオムービーでの撮影は不可能なので、撮影および実験は行っていない。

同日同時刻における図2.14(a)～(f)の対象標識に対して2値化の2つの手法を適用した識別実験結果を表2.1に示す。ただし、「成功率」は全試行回数における正しい速度数字の識別が行われた割合を示し、また、「標識なし」は数字の切り出しがうまくできなかった割合で、「誤識別」は数字の切り出しはほぼ完全にできているが、識別処理で正しい結果が求められなかった割合である。「試行回数」とは実験者がビデオ映像の同じ標識を任意に画像処理装置に取り込み、処理実験を行うことを1回の試行とし、それを繰り返した回数である。次に、図2.14(b)の標識に対して、天候及び日時を変えた場合の実験結果を表2.2に示す。また、図2.14(f)の標識に対して、天候及び日時を変えた場合の実験結果を表2.3に示す。ここで、case番号のcase1からcase6は表2.4で定義されたものであり、天候の良い順番に並べてある。また、本手法で2値化処理法Ⅰ、および2値化処理法Ⅱを用いての処理時間はそれぞれ1回の試行当たり平均約29秒、約40秒であった。

さらに、2値化処理法Ⅱを用いた場合で郊外（標識1～標識3）と市街地（標識4～標識7）での違いを確認する実験も行い、入力画像例を図2.15に、実験結果を表2.5に示す。なお、標識1、2、3はそれぞれ図2.14(a)、(b)、(f)と同じ場所であるので、入力画像は省略する。また、標識1～7は、それぞれ北北東、北北東、西、南、北、西、東方向に向かう道路に設置されている。



(a)



(b)



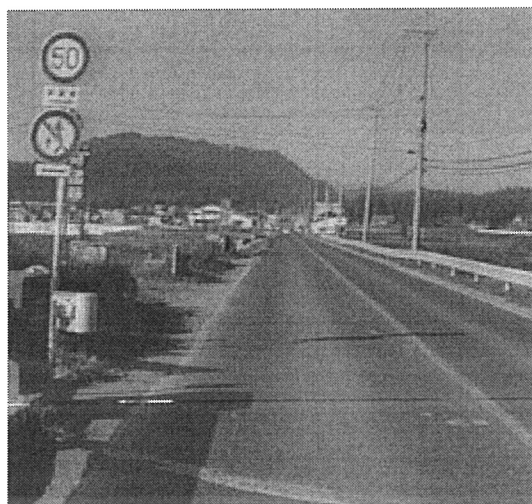
(c)



(d)



(e)



(f)

図 2. 1 4 実験で用いた最高速度標識

表 2. 1 図 2. 1 4 (a)～(f)の標識に対する識別実験結果 (11月15日, 9:30, 晴れ)
(試行回数各 5 0 回)

対象標識	2 値化処理法 I			2 値化処理法 II		
	成功率 (%)	失敗率 (%)		成功率 (%)	失敗率 (%)	
		標識なし	誤識別		標識なし	誤識別
図(a) (40)	1 0 0	0	0	1 0 0	0	0
図(b) (40)	1 0 0	0	0	9 4	6	0
図(c) (40)	9 4	2	4	9 4	6	0
図(d) (40)	9 2	8	0	9 6	4	0
図(e) (50)	8 8	1	1 1	4 8	2	5 0
図(f) (50)	7 8	4	1 8	9 2	2	6

(40), (50) は各々 40, 50km/h の標識を表している

表 2. 2 天候及び日時が異なる場合の実験結果

(対象標識は図 2. 1 4 (b), 試行回数各 50 回)

Case 番号	2 値化処理法 I			2 値化処理法 II		
	成功率 (%)	失敗率 (%)		成功率 (%)	失敗率 (%)	
		標識なし	誤識別		標識なし	誤識別
Case1	1 0 0	0	0	9 0	1 0	0
Case2	1 0 0	0	0	1 0 0	0	0
Case3	1 0 0	0	0	1 0 0	0	0
Case4	1 0 0	0	0	8 4	1 6	0
Case5	9 6	0	4	1 0 0	0	0
Case6	0	1 0 0	0	9 6	4	0

表2.3 天候及び日時が異なる場合の実験結果

(対象標識は図2.14(f), 試行回数各50回)

Case 番号	2値化処理法Ⅰ			2値化処理法Ⅱ		
	成功率 (%)	失敗率 (%)		成功率 (%)	失敗率 (%)	
		標識なし	誤識別		標識なし	誤識別
Case1 **	72	6	22	84	0	16
Case2 *	0	100	0	74	20	6
Case3	54	18	28	100	0	0
Case4	92	6	2	94	0	6
Case5	0	100	0	94	0	6
Case6 *	0	100	0	90	0	10

注) * 逆光

** 横からの入射光

表2.4 表2.2, 2.3のcase1からcase6までの条件

case 番号	天 候	測定 日付	測定 時刻
case1	晴れ(快晴)	10.21	11:30
case2	晴れ	10.23	14:00
case3	晴れ(少し雲有り)	10.23	10:30
case4	曇り(薄雲り)	10.30	10:00
case5	曇り(白い雲多し)	10.28	10:00
case6	曇り	10.30	14:00

注) 上(case1)から下(case6)へ天候の良い順番にならべてある。



(a) 標識4



(b) 標識5



(c) 標識6



(d) 標識7

図2.15 郊外と市街地の比較実験で用いた標識例

表 2. 5 最高速度標識の検出率および認識率（試行回数各50回）

対象標識	標識 1	標識 2	標識 3	標識 4	標識 5	標識 6	標識 7
光の方向	順光	順光	順光	逆光	順光	順光	逆光
速度 (km/h)	4 0	4 0	5 0	3 0	4 0	4 0	5 0
検出率 (%)	1 0 0	9 4	9 8	9 4	8 4	9 8	1 0 0
認識率 (%)	1 0 0	9 4	9 2	9 4	8 4	9 8	7 2

ここで、標識 1, 2, 3 は図 2. 1 4 (a), (b), (f), 標識 4, 5, 6, 7 は図 2. 1 5 (a), (b), (c), (d).

表 2. 1 の結果において、2 値化処理法Ⅱを用いた場合の図(e)では誤識別が 50[%]と大きくなっている。これは、50 の数字を 30 と誤判断したものがほとんどであり、2 値化処理法Ⅰと 2 値化処理法Ⅱを用いた場合の違いは、切り出された数字の形が若干変化することによると思われる。

表 2. 2, 表 2. 3 の結果で 2 値化処理法Ⅰを用いた場合についてみる。表 2. 2 の case 6（曇り, 14:00）が失敗した理由は、空が白い雲で覆われ、遠くの山などに霞がかかっているため画像全体における標識の輝度が低くなったためである。また、表 2. 3 において、case 1（晴れ, 11:30）はカメラに対して太陽光線がほぼ横からあたっていたため、さらに、case 3（晴れ, 10:30）は空の面積の半分ほどに白い雲が存在していたため標識部分の輝度が低くなり、成功率が下がっている。そして、case 2（晴れ, 14:00）はビデオムービーに対して逆光であったため成功しなかった。また、case 4（曇り, 10:00）は薄曇りで日差しが若干あったために成功率がよくなった。さらに、case 5（曇り, 10:00）は空が白い雲で覆われていたため、case 6（曇り, 14:00）は空が白い雲で覆われていて遠くの山などに霞がかかっていたため、標識部分の輝度が低くなり成功しなかった。

一方、表 2. 2, 表 2. 3 で 2 値化処理法Ⅱを用いた場合はよい結果が得られている。しかし、表 2 の失敗の「標識なし」については、駐車禁止の標識が最終的に検出されたため失敗したと判断しており、表 2. 3 の失敗の「標識なし」については、ビデオ映像劣化のため抽出領域の一部分が欠けたために標識が検出できなかった。「誤識別」では「50」の数字を「30」と判断したものがほとんどであった。

2 値化処理法Ⅱの場合の表 2. 5 において、郊外と市街地の検出率の差はなく、良い結果が得られている。また、数字の認識率は、標識 7 において良くなかったが、これは「50」の数字を「30」

と判断したものである。

また、表2.1, 2.2, 2.3, 2.5の結果から、2値化処理法Ⅱを用いた場合は、天候、時刻にはほとんど関係なく、安定した結果が得られている。2つの2値化処理法を用いた場合の数字の識別処理においては、特に50の数字を30と判断する誤識別が多くみられた。これより、パターンマッチングの手法のさらなる検討が必要である。

2. 6 結言

本章では、最高速度標識のもつ特徴を利用して、道路情景濃淡画像から最高速度標識を検出し、最高速度を識別する手法を提案した。そして、2値化処理法として、判別分析法のみによる2値化手法Ⅰと、逆光等の場合に対する処理のために微分オペレータ等を用いた2値化処理法Ⅱを本手法に適用して、実験により2種類の方法の特徴や本手法全体の有効性について検討を行った結果について報告した。その結果より、2値化処理法Ⅰではうまく最高速度を識別できなかった逆光となる場合や白い雲の多い場合でも、2値化処理法Ⅱを適用することにより識別することができることが確認できた。本手法は逆光に強いといえる。さらに、天候、場所等の環境の変化に対してもかなり安定に最高速度の識別ができるようになった。しかし、本手法の欠点として、ソフト的な処理が多くやや時間がかかり、2値化処理法Ⅱを用いた場合はさらに時間がかかることがあげられる。

また、識別処理における数字の誤識別があり、この解決方法は今後の課題である。

以上述べたように、2値化処理法Ⅰを用いる場合は逆光に対しての認識率がよくないが、処理速度は早く、一方、2値化処理法Ⅱを用いる場合では逆光に対しても認識率はよいが、処理速度がかかるというように一長一短の特徴を持っている。そこで例えば、2つの手法それぞれの使い分けにおいては、カメラに対して、順光、逆光の判断を露出計等を用いて行えば、さらに、効率よく識別までの処理がおこなわれ、最高速度の認識率も向上するのではないかと思われる。

第3章 Active Net を用いた領域の抽出

3. 1 緒言

本章では、特に昼間の環境変化を考慮した場合において従来の手法とは異なる手法を用いた道路標識の抽出方法について検討を行う。

道路情景画像中の道路標識を認識するには、まず画像から道路標識部分だけを抜き出す必要がある。従来の手法の多くは、カラー画像において、各種色彩変換を行った画像を予め求めていたしきい値で2値化し、標識を抽出する手法の組み合わせによる様々な方法により、標識を切り出している[16]–[21]。この方法では、しきい値が固定されてしまい、切り出された領域の形状が目的のものとは大きく異なっていたり、欠けていたり、滑らかな輪郭が得られなかったりするため、標識を検出するには大幅な形状の補正などが必要となってくる。

これに対して、本論文では動的な網のモデル Active Net を用いる。Active Net は、領域の情報を有効に活用するために1次元の輪郭モデル SNAKES[42]を2次元の面モデル Active Net[43]に拡張したものである。この手法では、モデルはそれ自身が持っている内部エネルギーと画像の特徴を反映するエネルギーなどの和によって構成され、それらのエネルギーが最小となる安定したモデルの形状を探すことによって、対象物を抽出する。したがって、Active Net を用いることにより、特定なしきい値を設定する必要がなく、画像の特徴を大きく表す特徴エネルギーを設定することにより、有効に特定領域を抽出できる可能性がある。

しかし、網のモデルをカラー画像に適用する場合、画像情報が膨大なためにうまく対象物を抽出できない[44]。呉らは、顔を検出するために肌色の色分布関数を用いて効果をあげている[45]。肌色分布関数は、顔領域の肌色の色の分布をもとに予め作成されている。そこで本稿では、特定の色の分布を予め調べ、本研究に合うように改良した色分布関数を作成し、それから得られる色らしさを Active Net の新たなエネルギー関数として導入し、色領域を抽出する方法を提案する[46]。さらに、道路標識の存在するカラー画像への適用実験について結果の検討を行う。

以下、3.2では、Active Net の原理について述べ、3.3で、色分布関数の作成法、3.4で色分布関数から得られる色らしさ度の Active Net への導入および色領域抽出方法について提案する。4.では、カメラから取り込んだサンプル用の色標識の画像と道路情景カラー画像に対して本手法を適用した結果の検討を行い、本手法の有効性および問題等を明らかにする。

3. 2 Active Net

Active Net はエネルギー最小化原理に基づいた格子状の離散的な 2 次元の面モデルである。その構造は

$$v(p, q) = (x(p, q), y(p, q)) \quad (3. 1)$$

で表される 2 次元の点列のパラメータとして表現される。各格子点は $v(p, q)$ の 4 近傍の点 $v(p, q-l)$, $v(p-k, q)$, $v(p+k, q)$, $v(p, q+l)$ と繋がれて網を形成する。ここで, p , q はパラメータであり, $0 \leq p \leq 1$, $0 \leq q \leq 1$ である。また, $k=1/(p \text{ 方向の格子点の数})$, $l=1/(q \text{ 方向の格子点の数})$ とする。

Active Net では, 網のモデルに対して, 網の内部歪みエネルギー E_{int} , 網と画像の適合性エネルギー E_{image} , 外部からの強制力に対応するエネルギー E_{con} , 3つのエネルギーが与えられている。内部歪みエネルギー E_{int} は網を収縮させかつその形状を滑らかに保とうとするエネルギーに対応しており, 以下のように記述される。

$$E_{int} = (\alpha(|v_p|^2 + |v_q|^2) + \beta(|v_{pp}|^2 + 2|v_{pq}|^2 + |v_{qq}|^2))/2 \quad (3. 2)$$

ここで, 添字は偏微分を表し, α と β は一次偏微分と二次偏微分の項の割合を決める係数である。画像の適合性エネルギー E_{image} は画像内の特徴的(濃淡レベル, 画像の滑らかさなど)な領域へ導くエネルギーに対応する。すなわち, Active Net では対象物体の情報を画像の適合性エネルギー関数として定義させると, 網自らがその形状に近づこうとする。具体的な画像の適合性エネルギー E_{image} については 3. 2 で示す。また, E_{con} は前述の 2 つの力と異なって設定できる力であるが, 本論文では考慮していない。これらよりモデル全体のエネルギー関数 E_{net} は, 3つのエネルギーの線形結合として以下のように記述される。

$$E_{net} = \int_0^1 \int_0^1 (E_{int}(v(p, q)) + E_{image}(v(p, q)) + E_{con}(v(p, q))) dp dq \quad (3. 3)$$

式(3. 3)のエネルギーの最小化は, 初期網の位置を初期値として反復法に基づく数値解法により解かれ, オイラー・ラグランジェの方程式としては, 独立な 2 式, 式(3. 4), (3. 5)を得る[43].

$$-\alpha(x_{pp} + x_{qq}) + \beta(x_{pppp} + 2x_{ppqq} + x_{qqqq}) + \frac{\partial E_{image}}{\partial x} = 0 \quad (3. 4)$$

$$-\alpha(y_{pp} + y_{qq}) + \beta(y_{pppp} + 2y_{ppqq} + y_{qqqq}) + \frac{\partial E_{image}}{\partial y} = 0 \quad (3.5)$$

ここで、上で用いている各記号は以下の通りである。

$$\begin{aligned} x_{pp} &= \partial^2 x / \partial p^2, x_{qq} = \partial^2 x / \partial q^2, x_{pppp} = \partial^4 x / \partial p^4, x_{ppqq} = \partial^4 x / \partial p^2 \partial q^2, x_{qqqq} = \partial^4 x / \partial q^4 \\ y_{pp} &= \partial^2 y / \partial p^2, y_{qq} = \partial^2 y / \partial q^2, y_{pppp} = \partial^4 y / \partial p^4, y_{ppqq} = \partial^4 y / \partial p^2 \partial q^2, y_{qqqq} = \partial^4 y / \partial q^4 \end{aligned}$$

初期網の形状を図3.1に示す。反復法によって随時求まる近似解は、網のモデルの振る舞いを表現しており、エネルギーが平衡状態になるまで変形を繰り返す。最終的にモデルが覆っている領域が抽出された領域となる。

Active Net は従来、モノクロ画像に対して位置、形状抽出が行われていた[43]。これをカラー画像において行う場合、カラー上では異色であった点がモノクロに変換した時点で同色となる場合が生じる。そのため、対象物を抽出することが不可能となってしまう。

そこで本論文では、カラー画像に存在する特定色の色特徴を利用した領域抽出を行う。抽出したい色の分布状況を予め調べて色分布関数を作成し、それを用いて求めた色らしさを Active Net の画像の適合性エネルギーとして導入することにより、カラー画像から特定な色領域を抽出できる。

3.3 色データの分布を直接的に用いた色分布関数

色らしさは、予めカラー画像の特定色の色分布を調べた結果を参照して、対象とする入力画像の各画素が、どの程度の特定の色らしさであるかを表す尺度である。これを求めることによって、色を手がかりにして入力画像より、特定色領域の存在する位置を知ることが可能となる。ここでは、色分布関数を作成し、色らしさの求め方および類似度マップについて述べる。

本研究で行っている画像処理過程において、色は XYZ 表色系を用いて表しており、カラー入力画像の R , G , B 成分を色座標 xyz [47]に変換している。

色らしさを算出する最初の手順として、まず、色分布関数と呼ばれる xy 色度平面に表される色の分布状況を調べる。これは実際に道路標識に使用されている素材を用いて作成した色標識(図3.2参照, 青, 赤, 黄, 緑) [48]をデジタルビデオカメラで撮影し、RGB 画像にデジタルサイズし、得られた画像から標識部分を切り抜いて xy 色度図におけるヒストグラムを作成する。このヒストグラムの最大頻度を 255 として正規化しておく。この作業を、4つの色毎に撮影条件(天候: 晴れ, 曇り, 雨, 背景: 各天候ごとに2種類ずつ)を変えて各色6種類を求め、それら

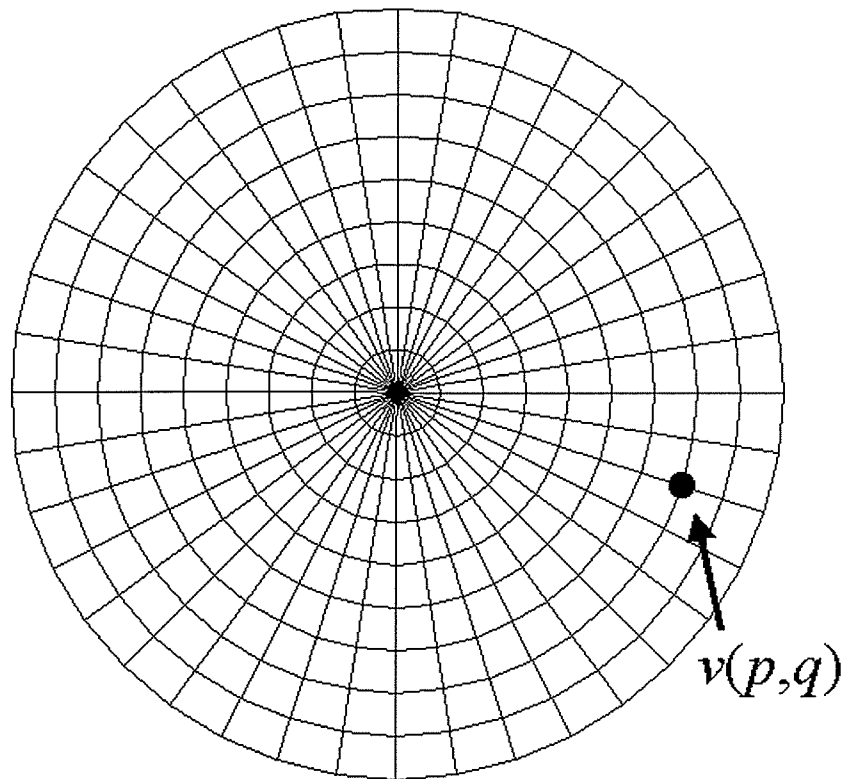


図 3.1 網の初期形状

を各色毎に同時に表示したものを作成する．これを $f(x, y)$ とする．ここで， (x, y) は xy 色度座標を表している．各色の分布を 1 つの座標上に配置したものを図 3.3 に示す．図 3.3 より，赤色，緑色の分布は，黄色，青色に比べて広がっており，撮影条件の変化を受けやすいことがわかる．本稿では，この 6 種類から得られた分布をもとに広い範囲の撮影条件に対応できるように以下の手順で変換を行う．

まず， (x, y) における得られた色分布の値 $f(x, y)$ を 2 値化すると次式が得られる．ここで， t は 2 値化のしきい値である．

$$b(x, y) = \begin{cases} 255 & f(x, y) \geq t \\ 0 & f(x, y) < t \end{cases} \quad (3.6)$$

そして，2 値化した色分布にガウスフィルタを適用する．ガウスフィルタとはガウス関数を用いた平滑化フィルタの一種であり次のように数式で表される．

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.7)$$

ただし、 σ^2 は分散を表す． $b(x, y)$ にガウス関数を適用した結果を拡張された色分布 $h(x, y)$ とし、次式で表される．この $h(x, y)$ をここでは色分布関数と呼ぶことにする．なお、次式において n はガウスフィルタのオペレータの半径である．

$$h(x, y) = \sum_{xi=x-n}^{x+n} \sum_{yi=y-n}^{y+n} g(x - xi, y - yi) b(xi, yi) \quad (3.8)$$



図3.2 入力画像（青色標識）

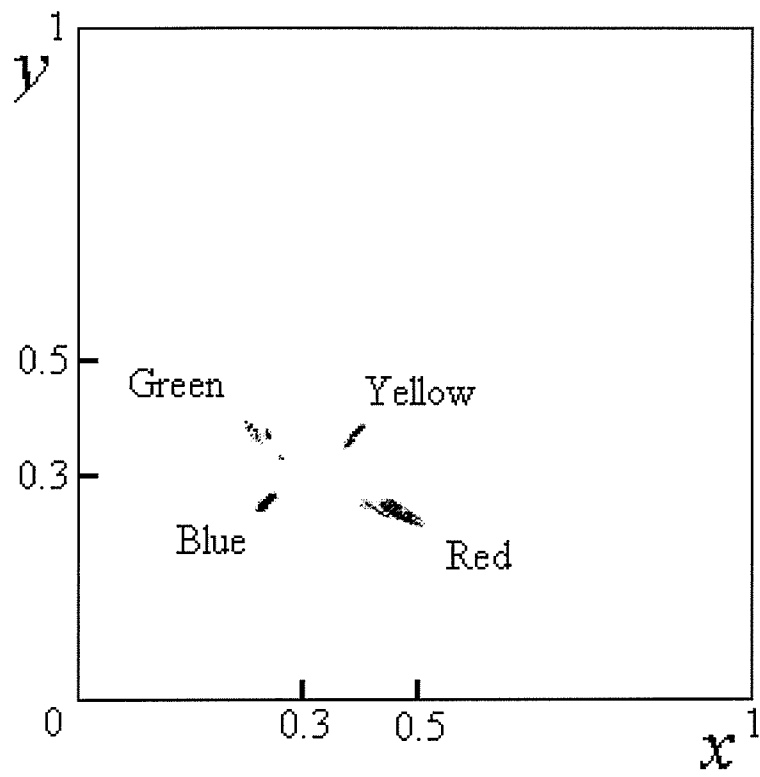


図 3. 3 各色の分布

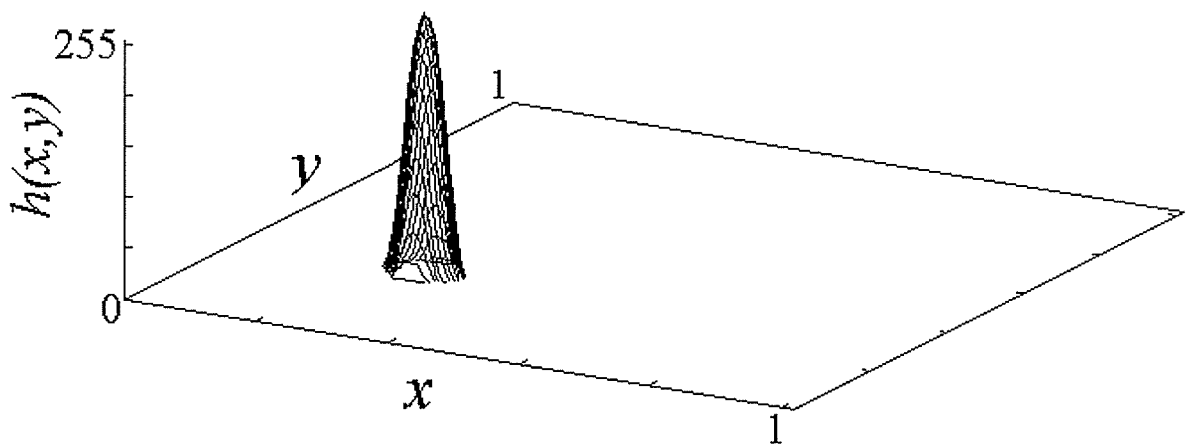


図 3. 4 図 3. 2 の青色標識の色分布関数

図 3. 2 に青色標識が存在する画像, 図 3. 3 に図 3. 2 などの標識領域の色分布から得られた色分布関数の例を示す.

次に, カラー入力画像から読み込んだ画素の色が分布関数の xy 平面上のどの位置に存在するか探索して, 色らしさ度を求める. すなわち, カラー入力画像の各画素 a における色の色らしさ度 $S(a)$ を色分布関数を用いて次式で求める.

$$S(a) = h(x_f(a), y_f(a)) \quad (3.9)$$

ここで, $(x_f(a), y_f(a))$ は画素 a を XYZ 色空間における xy 色度座標に変換したものである. 入力画像の全画素の色らしさ度を示す画像を類似度マップと呼び, 色領域の情報はこの類似度マップを用いることにより単純な 2 値化表現に比べ, より信頼性高く表現できる.

3. 4 Active Net を用いた領域抽出

色らしさ度を視覚的に表現した類似度マップの Active Net への導入は, 次式のように定義することによって行われる.

$$0 \leq p < 1 \text{ の場合,} \\ E_{image} = w_1 \cdot S(v) + w_2 \cdot V(S(v)) \quad (3.10)$$

$$p = 1 \text{ の場合,} \\ E_{image} = c \cdot \{w_1 \cdot S(v) + w_2 \cdot V(S(v))\} \quad (3.11)$$

これにより, 道路標識の色特徴を画像の適合性エネルギーとして反映させることができる. ここで w_1, w_2 は, 2 つの要素の割合を決める重みである. V は格子点 v の 3×3 近傍における色らしさ度の分散である. c は負の係数であり, 負にすることにより網のモデルは領域を包み込むようにフィットする. 以上のことにより, 網のモデルは色らしさ度の大きな領域へ導く力が生じ, 特定色領域を覆うように収束しその領域が抽出される.

3. 5 実験

これまで述べてきた色特徴エネルギーを導入した Active Net を用いて, 色標識が存在する画像および実際の道路標識が存在する道路情景画像からの色領域抽出実験を行った.

実験で用いた画像等値の仕様は次の通りである。Active Net の格子点数は (40×10) 個とする。カラー入力画像は、色の劣化、歪みの少ないデジタルビデオカメラから取り込み、サイズを 630×480 画素とする。 R, G, B 成分は各 8Bit, 256 階調を用いる。

実験手順は、まず抽出したい色の色標識が存在する画像から図 3. 4 に示す様な各色（赤，青，緑，黄）の色分布関数を予め作成しておく。次に、それをもとにカラー入力画像の全画素について色らしさを求め、それを類似度マップとして表示する。得られたマップは特定色領域の特徴エネルギーを表しており、このエネルギーを画像の適合性エネルギーに付加し、網のモデルの動作を見る。

3. 5. 1 色標識への Active Net の適用実験

図 3. 4 の色分布関数をもとに得られた図 3. 6 の網を重ねない前の入力画像における類似度マップを図 3. 5 に示す。ここで、各エネルギーにおける重み係数は、 $\alpha = \beta = 1.0$, $w_f = 8$, $w_g = 2$, $c = -1$ とした。これらの値は今のところ経験的にしか求めることはできない。また、濃度の高い部分（黒色部分）が色らしさ度の高いことを表している。図 3. 5 の類似度マップより式(3. 3)のエネルギーを求め、網のエネルギー関数 E_{net} が最小となる場合の網と入力画像を重ねた結果が図 3. 6 である。これより、色標識領域に網が一致していることがわかる。

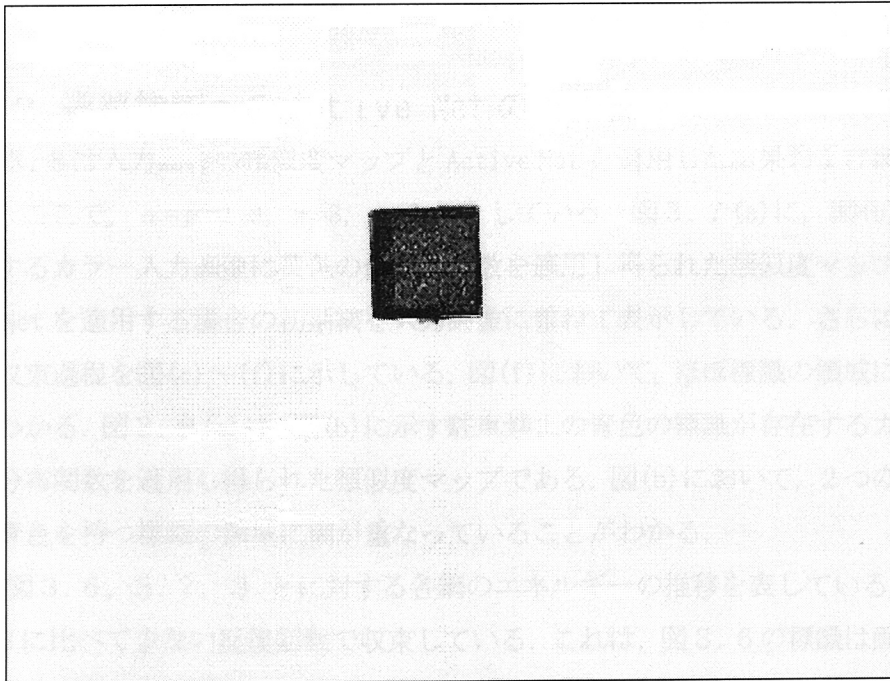


図 3. 5 図 3. 6 の青色類似度マップ

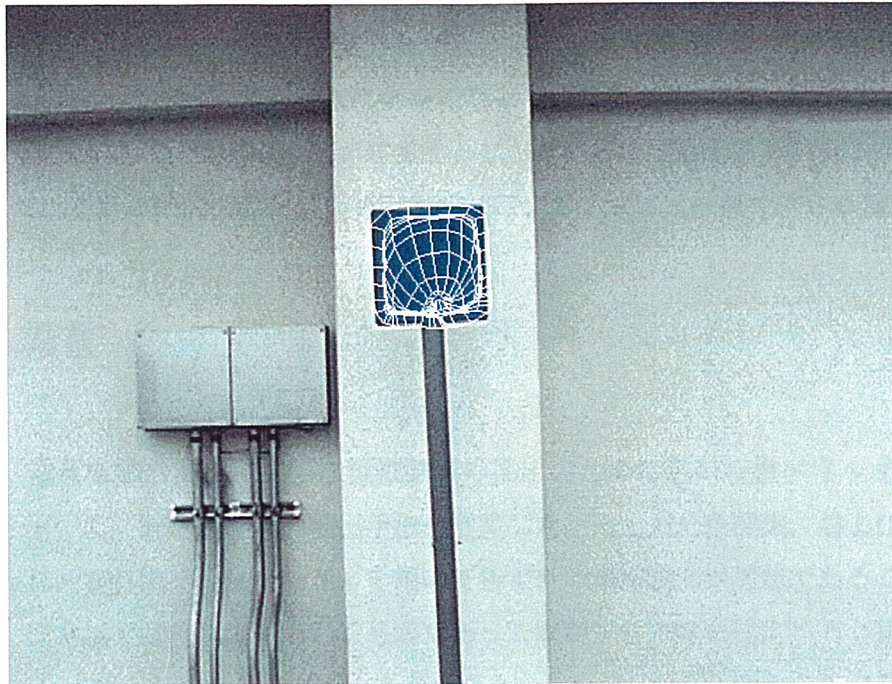


図 3. 6 入力画像と網の収束結果(青色標識)

3. 5. 2 道路標識への Active Net の適用実験

図 3. 7, 図 3. 8 は入力画像の類似度マップと Active Net を適用した結果および網の収束状況を示している. ここで, $\alpha=\beta=1.0$, $w_f=8$, $w_g=0.5$ としている. 図 3. 7 (a) に, 図 (b) に示す黄色の標識が存在するカラー入力画像に黄色の色分布関数を適用し得られた類似度マップを示す. 図 (b) は Active Net を適用する場合の初期網を入力画像に重ねて表示している. さらに, 反復回数に対する網の収束過程を図 (c) ~ (f) に示している. 図 (f) において, ほぼ標識の領域に網が重なっていることがわかる. 図 3. 8 (a) は, 図 (b) に示す駐車禁止の青色の標識が存在するカラー入力画像に青色の色分布関数を適用し得られた類似度マップである. 図 (b) において, 2 つの標識が存在しているが, 青色を持つ標識の領域に網が重なっていることがわかる.

図 3. 9 は, 図 3. 6, 3. 7, 3. 8 に対する各網のエネルギーの推移を表している. 図 3. 6 は図 3. 7, 3. 8 に比べて少ない反復回数で収束している. これは, 図 3. 6 の標識は画像の中心付近に存在するため早く対象領域に収束し, 図 3. 7, 3. 8 の標識は画像の中心から離れたところに存在するためゆっくり対象領域に収束しているためである.

図 3. 10 は図 3. 7 と同じ画像でかつ同じ類似度マップにおいて類似度の高い部分に網の中心

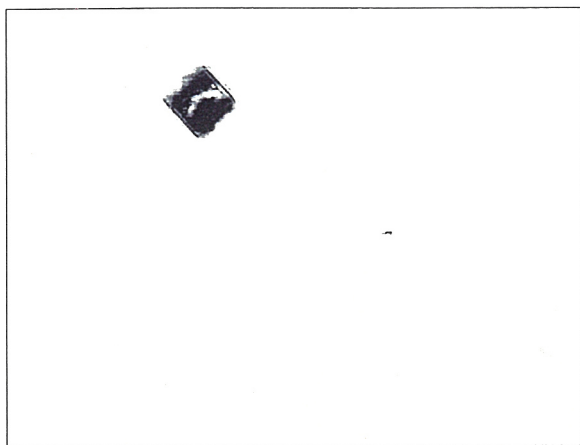
をおいた場合を表している。図(a)は入力画像と初期網を表示したものであり、この場合の網の収束結果を図(b)に示している。図3.7では標識全体を網が覆ってはいなかったが、図3.10では、網が全体を覆っている。さらに、網のエネルギーの推移を図3.11に示しているが、図3.10は図3.7に比べて反復回数が非常に少なくなっていることがわかる。このことから対象となる領域に初期網があればより早く網が収束することがはっきりした。

図3.7における計算時間はCPUがPentium133MHzのコンピュータで約60秒であった。

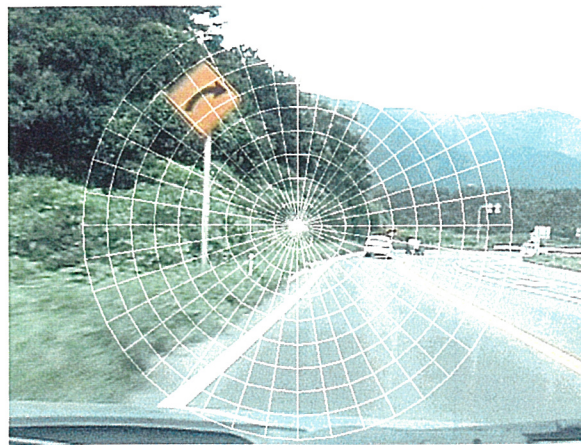
3. 6 結言

本章では、道路標識の認識に必要な標識領域の抽出のために色の特徴エネルギーを導入したActiveNetを用いて、特定色領域の抽出手法を提案した。そして、色標識、および道路標識の抽出実験を行った。これより、ActiveNetを用いて特定色の領域抽出が可能であることが確認された。さらに、従来法では色抽出において必要であった固定しきい値を設定する2値化処理が、色分布関数とActiveNetを用いることにより不必要となった。しかし、係数の設定や類似度によっては良い結果が得られない、完全な標識領域が得られない等の問題点も明かとなった。これらの問題点に関しては今後検討していく必要がある。

また、本章では、画像の適合性エネルギーとして類似度マップをもとにしたエネルギーをActiveNetに導入したが、十分な画像特徴を用いているとは言えず、他の特徴をエネルギーとして導入することも今後検討していく必要がある。



(a) (b)の類似度マップ



(b) 入力画像と初期網



(c) 反復回数 700 回



(d) 反復回数 1400 回

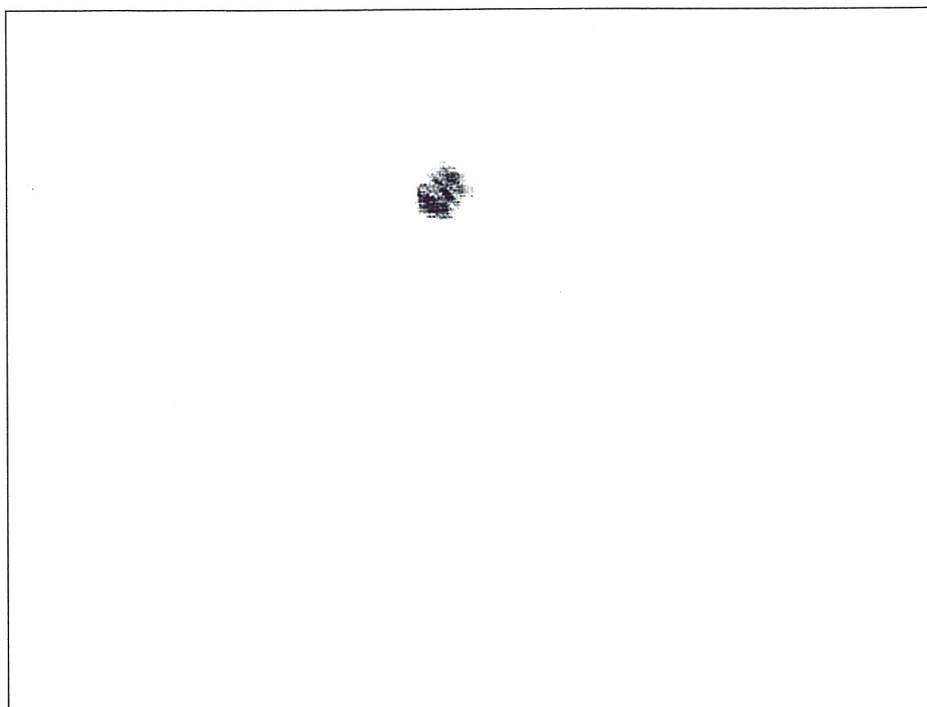


(e) 反復回数 2100 回



(f) 反復回数 2800 回

図 3.7 類似度マップと網の収束過程



(a) (b)の青色類似度マップ



(b) 入力画像と網の収束結果（反復回数 2500）

図 3. 8 入力画像と網の収束結果

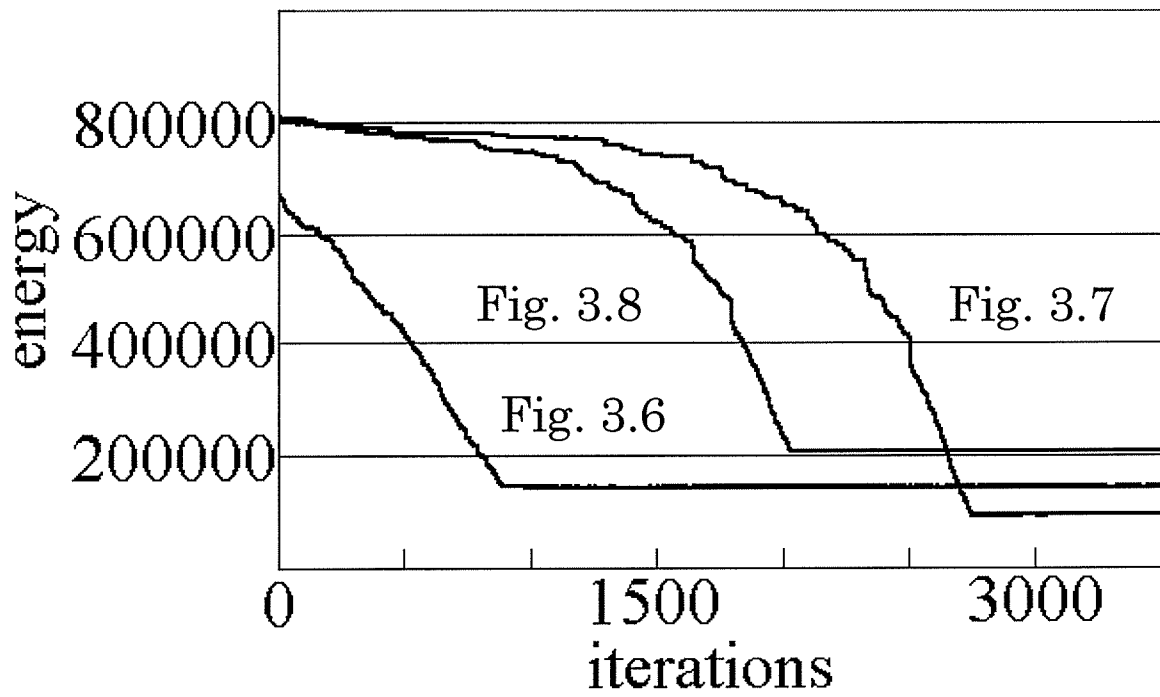
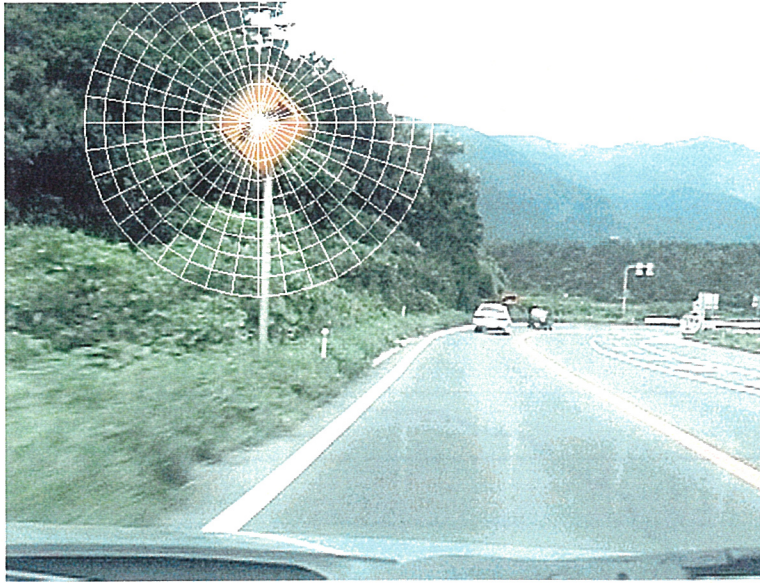


図 3.9 網のエネルギーの推移



(a) 入力画像と初期網



(b) 入力画像と網の収束結果 (反復回数 200)

図 3.10 入力画像と網の収束結果

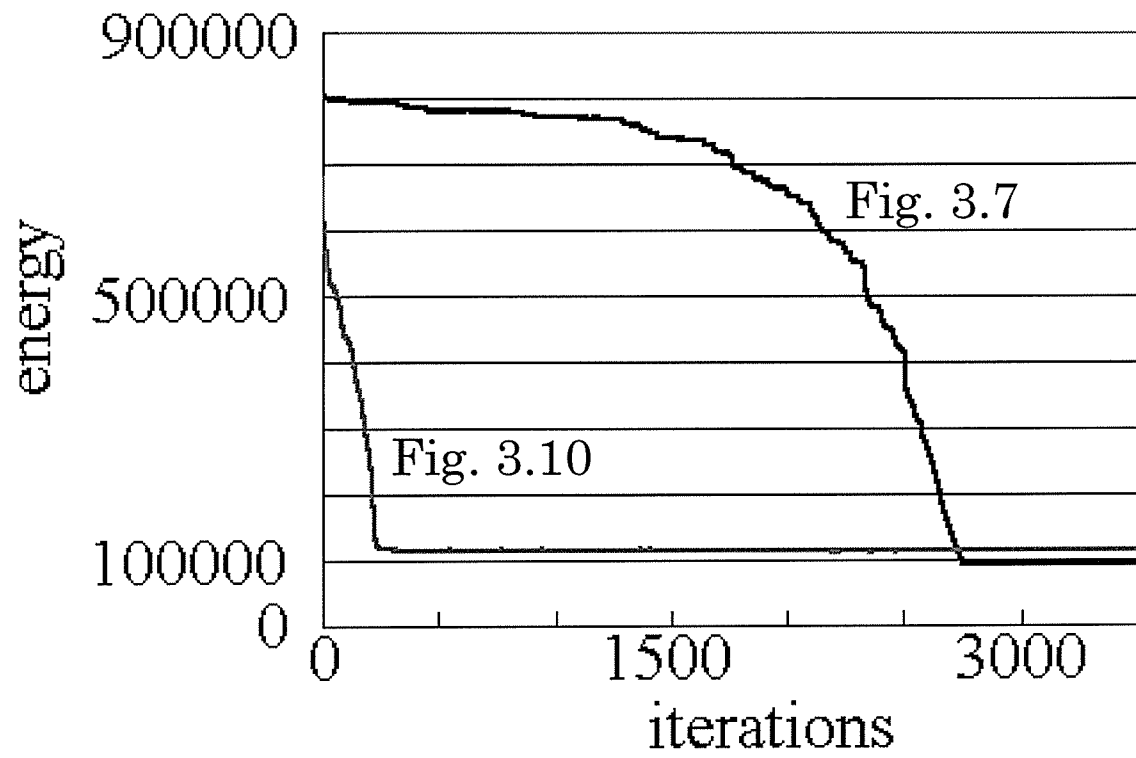


図 3.1 1 網のエネルギーの推移

第4章 Active Net の2段階利用による領域の抽出

4. 1 緒言

従来の手法[46]では、類似度マップに対して Active Net を一回のみ適用しており、対象が網の重心付近からずれていると所望領域を検出できない、あるいは検出できたとしても、形状状態が良くないといった場合があった。

そこで、本章では Active Net を2度使用した方法を提案する。すなわち、1度目の Active Net は画像サイズを縮小した類似度マップに適用させることにより、上記の従来の問題点を改善できる[49]。さらに、網の2段階抽出法的高速化を検討している[50]。

また、従来、我々は特定環境下における色標識から、直接得られる色の分布を色分布関数としてそのまま用いていたので、分布の変化が滑らかでなく、関数的に扱うのが困難であった。そこで、色の分布を統計的に扱うことにより状況変化に対応しやすい色分布関数についても述べている[49]。

実験では実際の道路情景画像を用いて、カラー画像からの道路標識の抽出を行い、提案手法の有効性を確かめる。

4. 2 統計的处理を用いた色分布関数

4. 2. 1 色標本データ

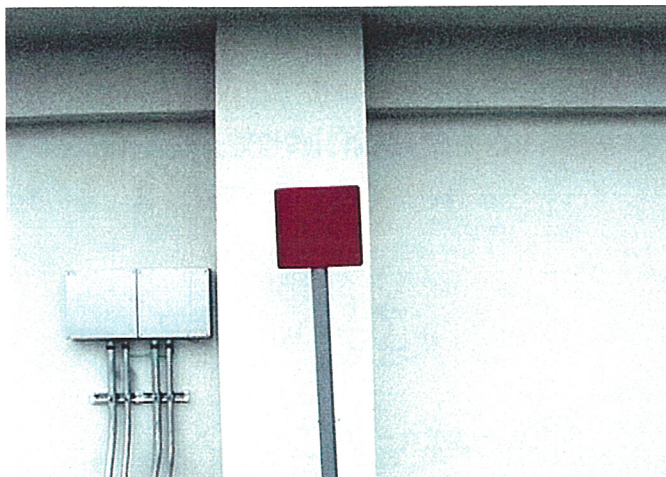
色分布関数を作成する最初の手順として、まず、標識の色が xy 色度平面上にどのように分布しているのかを調べる。これは実際に道路標識に使用されている素材を用いて作成した色標識(青, 赤, 黄, 緑)を様々な天候条件で撮影した画像より得る。色標識の例を図4.1に示し、各色の分布を1つの座標上に配置したものを図4.2に示す。なお、色標識には文字や絵は描かれておらず、単色で塗装されている。また、この色標識は3章で用いたものと同じである。



(a) 青色標識



(b) 黄色標識



(c) 赤色標識

図4.1 色標識例

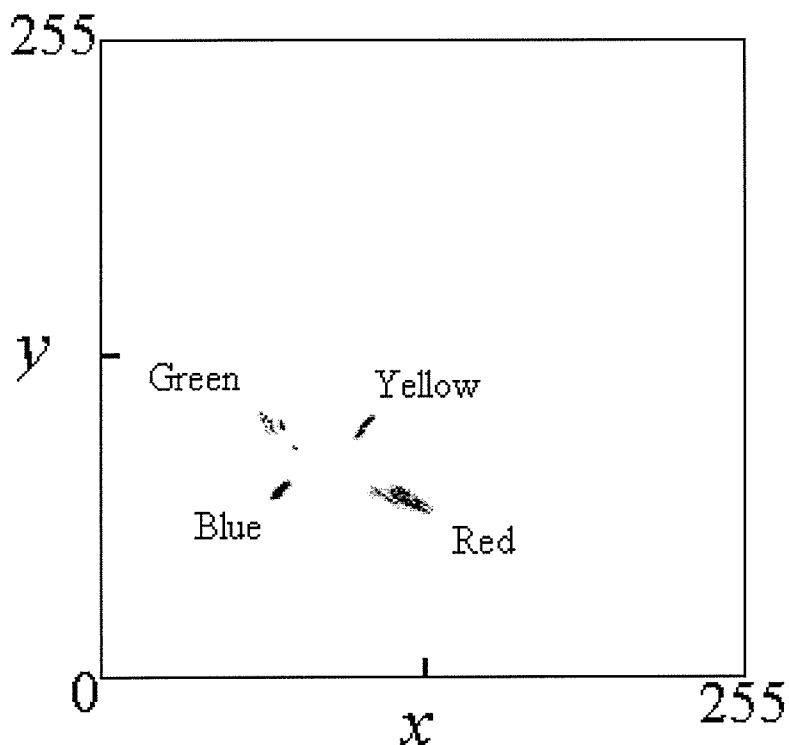


図4.2 色標識における各色の分布

4. 2. 2 色分布関数

色標本データの分布は実際の道路標識の色分布と類似しており, 正規分布であると仮定すると, 3章で作成した色分布関数は, 統計的に扱うことができる. これにより, 類似度マップ作成に関して, 色分布関数が扱いやすくなる. ここでは, その統計的な色分布関数を求める.

まず, 色標本データから色の分布を統計的に推測するために, 色標本データの平均ベクトル μ , 共分散行列 \mathbf{K} を求める. μ , \mathbf{K} は以下のように与えられる.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n \quad (4.1)$$

$$\mathbf{K} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (a_n - \mu)(a_n - \mu)^T \quad (4.2)$$

ただし, 色標本ベクトルを $a_n = [x_n, y_n]^T$, 入力データの全画素数を N とする. また, x_n, y_n は n 番目の画素を xy 色度座標に変換したものであり, 共に $0 \sim 255$ の値を取るように正規化している.

色の分布は、正規化分布と仮定しているので、これを色分布関数として次式によって与える[45], [41].

$$S(a) = 255 \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}(a - \mu)^T \mathbf{K}^{-1}(a - \mu)\right\} \quad (4.3)$$

ここでは、 $a=[x, y]^T$ である。例として実際の青色標本データから得られた色標本ベクトル μ ，共分散行列 \mathbf{K} を以下に示す。

$$\mu = [70 \quad 73] \quad \mathbf{K} = \begin{bmatrix} 4 & -3 \\ -3 & 4 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

式(4.4)より得られた色分布関数により，ある青色標識の平均値からずれている色も，色らしさ度0とならずにその色に近いほど値が高くなる。すなわち，出現頻度の高い色ほど，値の高い色らしさ度が得られる。さらに本稿では，式(4.3)をもとに広い範囲の撮影条件に対応できるようにガウスイフィルタを式(4.3)へ適用する。ガウスイフィルタとはガウス関数を用いた平滑化フィルタの一種であり以下のような数式で表される[46].

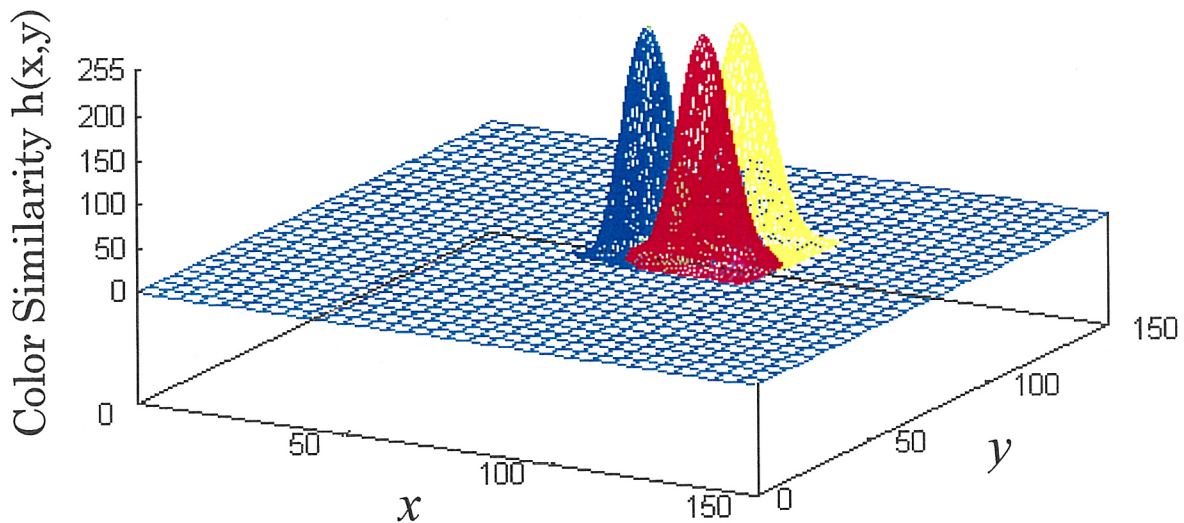
$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.5)$$

ここで， σ^2 は分散を表す。このガウス関数を式(4.3)に適用し，広い範囲の撮影条件に対応できる色分布関数 $h(x, y)$ は次式で表される。

$$h(x, y) = \sum_{x_i=x-l}^{x+l} \sum_{y_i=y-l}^{y+l} g(x - x_i, y - y_i) S(a_i) \quad (4.6)$$

ここで l はオペレータ半径を表し，また， $a_i=[x_i, y_i]$ である。式(4.6)の x と y を0～255の範囲で走査し，得られる色らしさ度を色分布テーブルとして描いたものが図4.3である。図は青，赤，黄色を示した。ただし，最大値を255として正規化している。

類似度マップを求める方法は，3.3と同様に4.2.2で作成した色分布関数を適用して求められる。

図4.3 色標本データの色分布テーブル ($H=7, \sigma=5$)

4. 3 2段階 Active Net を用いた領域抽出

4. 3. 1 全体の処理アルゴリズム

本章での Active Net を用いた2段階領域検出は図4.4に示すような手順に従って行われる。処理過程は「前処理」と「2段階抽出」に大別できる。前処理では希望する色の分布を色分布関数として得る。そして、2段階抽出では Active Net と縮小した類似度マップを用いる。後者については4.3.2においてより詳細な処理手順を示す。

本章で用いる放射構造を持った初期網の形状を図4.5に示す。この初期網は、円形の初期網では適応できない画像の端を含む画像全体の領域にある対象も検出できるように改良している。

4. 3. 2 2段階抽出法

従来の Active Net を用いた対象領域の検出では、網の一回のみの適用であった。しかし、Active Net は適用しようとする画像が大きい場合、画像の外側に位置する対象に対して Active Net が十分に対応できないことがあった。すなわち、網の重心移動速度が遅いことや反復演算回数0~150回位までの外側の層の格子点移動距離が長いということである。前者は、網が対象に移動するまでに演算回数が増加する原因であり、後者は、格子点が対象を飛び越してしまい検出できなくなること、また検出できたとしても、抽出領域の形状状態が悪くなる原因となる。そこで類似度マ

ップを縮小し、かつ、Active Net を2回適用する2段階抽出法を提案する．図4.6に2段階抽出法の処理手順を示す．

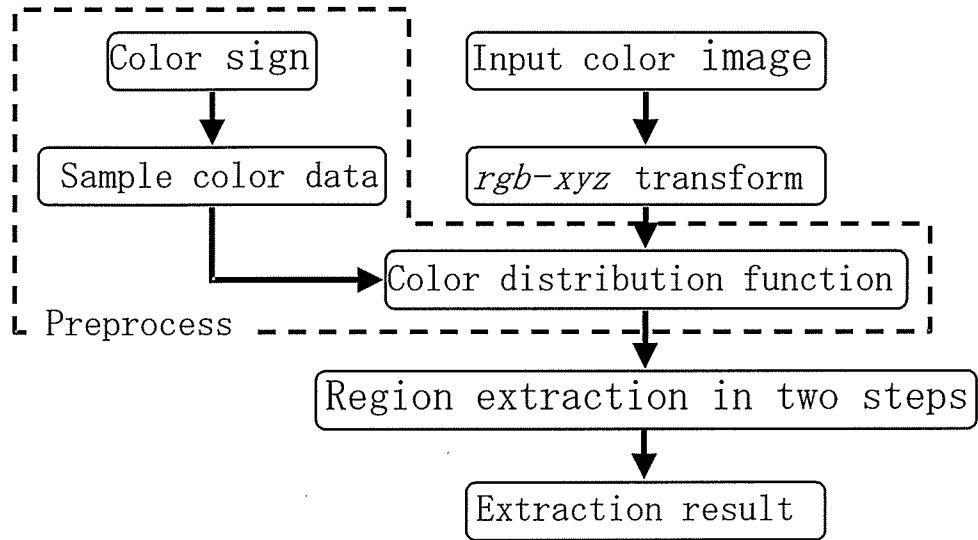


図4.4 領域検出の処理手順

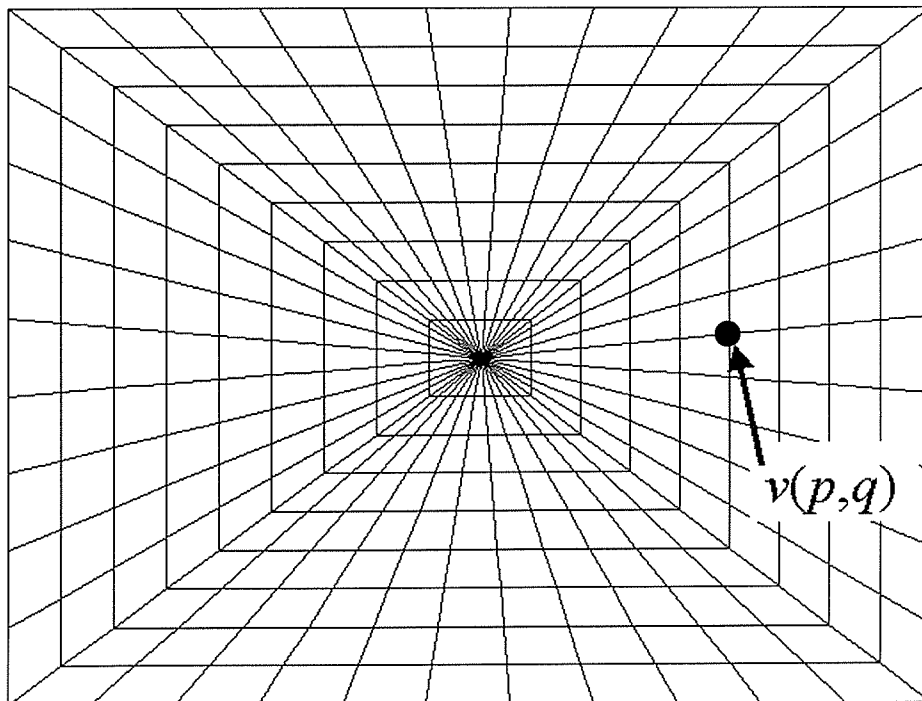


図4.5 初期網

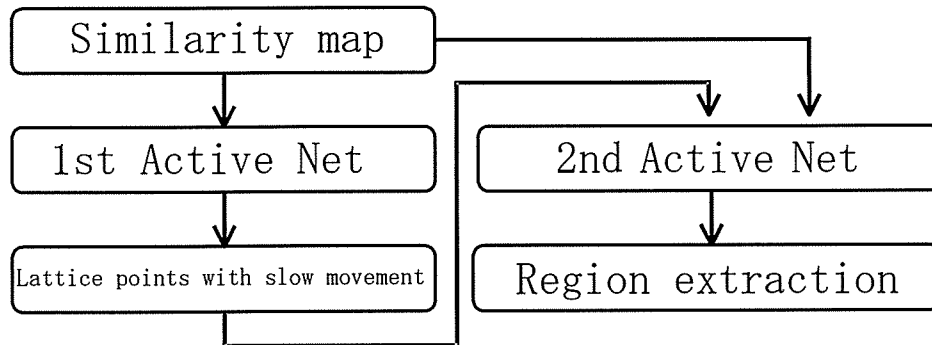


図4.6 2段階抽出法の処理手順

4. 3. 3 第1段階

カラー画像より得られた類似度マップには値のばらつきとノイズを含んでいるので、色らしさを256階調表現から16階調表現にした後、平滑化フィルタをかけ、値を滑らかな変化にし、ノイズの影響を軽減させる。そして、縮小だけを目的としたアフィン変換[41]を行い、画像サイズを1/2に縮小する。また濃度補間には、線形補間法[51]を用いた。この縮小マップにActive Netを適用させ、得られる網の全格子点座標の平均値を求め、対象領域のおおまかな位置座標をとす。この時の初期網は、画像全体を覆うことのできる図4.5と同じ構造の網を使用する。

第1段階では画像を縮小することによって、画像に対する格子点密度を高くし、1回の反復演算による格子点移動距離を短くできる。すなわち、従来問題となっていた対象領域の飛び越しを防ぐことができる。

4. 3. 4 第2段階

第1段階で求めた平均座標を中心とする網を元の縮小していない類似度マップに貼り直し、計算を行う。これによって網は、より対象に近い位置に初期網を置くことができる。すなわち、標識の形状情報を取り出すことが可能となる。この時の初期網は、均一な収縮が行われるように、円構造を持った網を使用する。

以上のような処理手順で希望の色領域を検出する。

4. 4 2段階抽出法の高 速化

4. 3で用いた2段階抽出法は、第1段階において網が完全に収束した場所において、第2段階で用いる初期網の中心を設定していた。したがって、第1段階において反復終了における回数を予め決めておく必要があった。しかし、第2段階で用いる網の中心は、対象とする領域にかかっていれば、位置による検出結果の網の変化はほとんど見られない。したがって、対象領域中に網の中心があればその領域に網を張ることができる。また、Active Net の性質において、網の最も外の層とその内側の層の格子点が対象領域にかかるとその格子点の動きは非常に小さくなっていく。そこで、その格子点の動きが小さくなった位置を取り出せば、そこに対象とする領域があることがわかる。この性質を利用し、第1段階の反復回数を減らすことを考える。

図4.7にこの手法の概念図を示す。図は網の最も外の層から4つ目の層を取り出している。細い線の層は網におけるある反復回数 n の時を表し、太い線の層は次の反復回数 $n+1$ の時を表している。ここで、最も外の層を第1層、その内側に向かうほど、第2層、第3層、...と呼ぶことにする。第1層と第2層のある格子点 (●) の移動距離を l_1 , l_2 とする。また、第3層の格子点を▲で表す。なお、第1, 2層の格子点は網を対象領域に留まらせようとするエネルギーを持っている。この l_1 , l_2 がしきい値 l_{th} より小さくなったときの反復回数で処理を終了し、その時の▲の格子点座標を第2段階で用いる初期網の中心とする。以上により、第1段階での反復回数を減らすことができる。

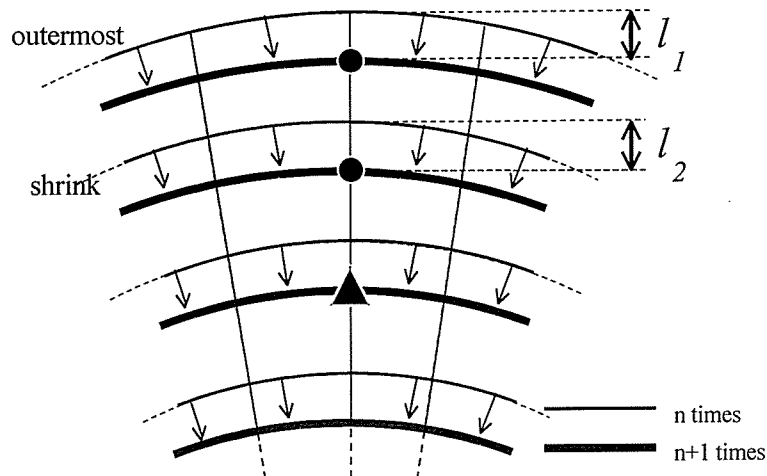


図4.7 第1段階における網の一部分

4. 5 実験

これまで述べてきた2つの手法を実際の道路情景画像に適用して色領域抽出実験を行った。道路情景画像には、①道路標識が複数存在する場合、標識がお互いに異なる色を持っている、②標識以外の領域は標識と類似した色を持たない。という条件を付加した。

また、実験においては、3章の式(3.3)において外部エネルギー E_{con} は無視した次式を用いた。

$$E_{net} = \iint \{E_{int}(v(p,q)) + E_{image}(v(p,q))\} dpdq \quad (4.7)$$

さらに、 E_{image} は次式を用いた。

$$E_{image} = c \cdot w \cdot S_m(v) \quad (4.8)$$

ここで、 $S_m(v)$ は格子点 v における色類似度を表しており、 w は $S_m(v)$ の重みを表し、 c は-1 か 1 の値をとるものとする。

実験で用いた網、画像等の仕様は次の通りである。Active Net の格子点数は(40×10)個とする。式(12)中の係数については第1, 2段階両方とも $w=5.0$ とし、 c は網の外側2層分について $c=-1.0$ 、その他の層については $c=1.0$ とした。さらに、 $l_{th}=0.1$ とした。

(I) 高速化を適用しない場合

カラー入力画像を図4.8に示す。この画像に黄色の色分布関数を適用した場合の類似度マップが図4.9である。類似度マップは色らしさ度が高いほど輝度値が小さくなるように表示している。すなわち、図4.9で暗い領域は色らしさ度が高い場所である。これに1回目の網を適用させて、その結果により2回目の網を張った画像が図4.10である。初期網が対象を覆うように位置しているのが分かる。次に、図4.10の網の収束結果を拡大表示させたものを図4.11に、さらに従来法での結果を図4.12に示す。従来法と比較すると、提案法の方が標識の形状をより正確に取り出していることが分かる。ここで述べている従来法とは、Active Net を1回適用した方法を指している。

次に、図4.13のような道路標識が複数存在するカラー入力画像に提案法を適用させた。この画像中で駐車禁止標識を抽出したい場合、駐車禁止標識の内部が青色であるため、青色分布関数を使用することによって、類似度マップ上に検出することができる(図4.14)。類似度マップを

見ると、図4.9より対象が小さいので、従来法ではこの標識を検出できなかった。

この画像に対して提案法を適用した結果が図4.15(b)である。ただし、図4.15(a)は類似度マップの縮小処理を省いた提案法の結果である。この結果より、従来検出できなかった領域を検出することができた。さらに、類似度マップを縮小させた方が良好な結果が得られることが分かる。この実験での反復演算回数は、第1、2段階それぞれ、3500回、1000回である。処理時間は、CPU、Pentium133MHzの計算機を用いて、25秒であった。

(Ⅱ) 高速化を適用した場合

異なる画像に本手法を適用した結果を図4.16に示す。図(a)は入力画像、図(b)は青色分布関数を適用した場合の類似度マップ、図(c)は初期網、図(d)は反復回数100の場合、図(e)は第2段階の初期網、図(f)は収束結果を表している。ここで、図(e)の第2段階の初期網は、計算時間を減らすために、中心から5層分は取り除いたものとした。図(d)の網の左上は青色標識にかかっていることがわかる。図(f)より青色標識をきれいに網が覆っていることがわかる。この場合の処理時間は、CPU、Pentium133MHzの計算機を用いて、従来の手法より短く10秒であった。



図4.8 カラー入力画像

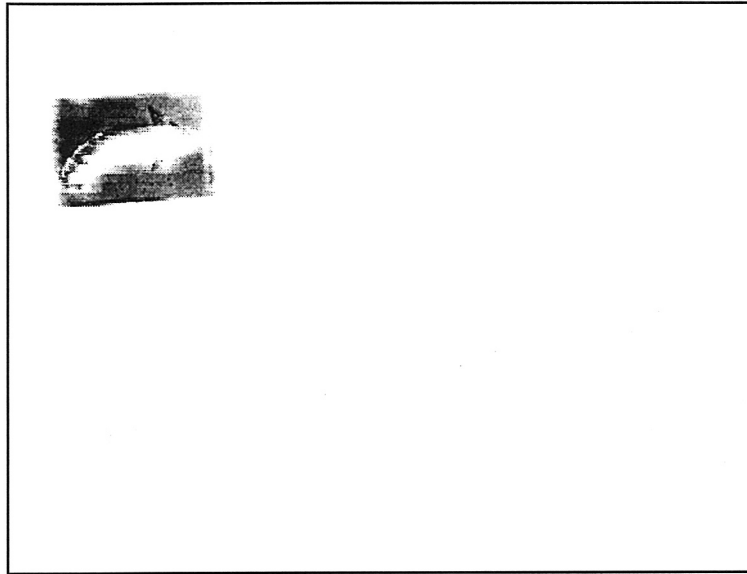


図4.9 黄色の色分布関数から得た類似度マップ ($l=9$, $\sigma=10$)



図4.10 2回目の初期網を張った画像

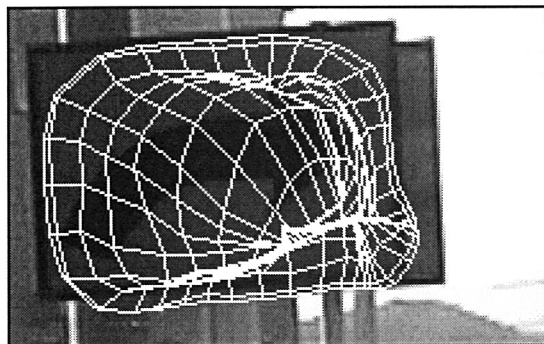


図 4. 1 1 2 段階抽出法での結果

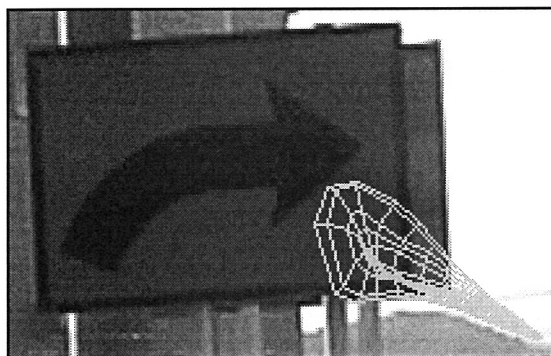


図 4. 1 2 従来法での結果



図4.13 カラー入力画像

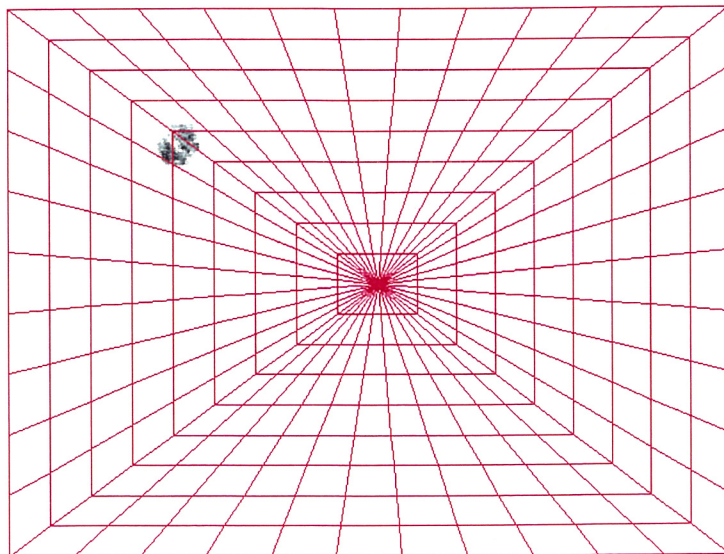


図4.14 青色の色分布関数から得た類似度マップと初期網($l=7$, $\sigma=5$)



(a) 類似度マップ縮小なし

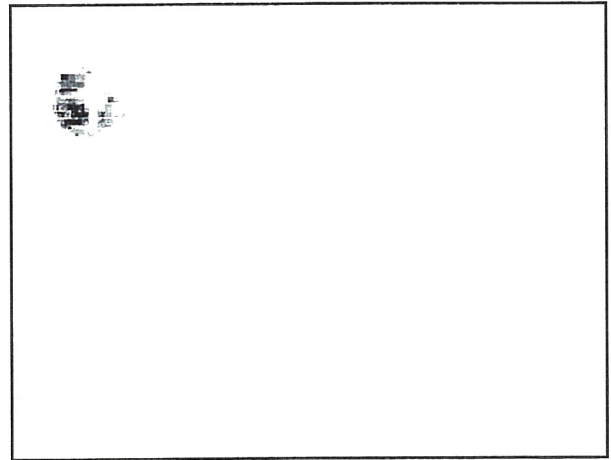


(b) 類似度マップ縮小あり

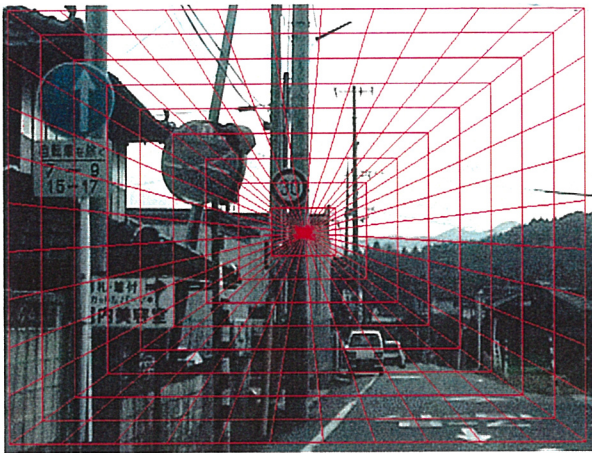
図4.15 2段階抽出法での網の収束結果



(a) 道路情景画像例



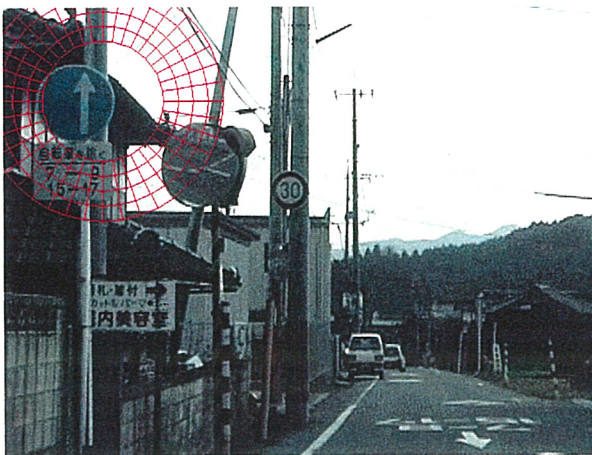
(b) 青色分布関数により得られた類似度マップ
($l=7, \sigma=5$)



(c) 入力画像と初期網



(d) 反復回数100回の網の収束結果



(e) 2段階 Active Net の初期網の位置



(f) 収束結果

図4.16 2段階領域抽出法による実験結果

4. 6 結言

本章では、ある特定の色領域を検出する2段階抽出法について述べた。提案手法は類似度マップを一旦縮小して、これに Active Net を適用させて、大まかに対象の位置を探索し、この結果をもとに2度目の Active Net を原寸の類似度マップに適用させた。この手法では、Active Net を2回適用することにより、従来法よりも検出した領域形状が良好になり、また検出できなかった対象が検出できるようになった。さらに、格子点の移動距離に着目し、2段階抽出法を高速化する手法を提案した。これによって、その後の対象の認識処理を簡単化することが可能であると思われる。しかしながら、画像上に特定の色に類似した色領域が複数存在する場合、Active Net は一度にそれらを個別のものとして検出することは困難である。このことは今後の大きな課題である。

第5章 遺伝的アルゴリズムを用いた劣化画像の復元

5. 1 緒言

本章は、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) を用いたガウス雑音中の焦点はずれ画像の復元方法について述べたものである。

前処理として観測画像に平滑化処理を施した場合、平滑化処理を施さない場合に比し、原画像に対する情報量が減少するが、それ以上に加法性雑音の影響が軽減でき、原画像により近い推定画像を得ることが期待できる。従って本章では、その平滑化処理を施した後にベイズの方法を適用することにより得られる目的関数を理論的に導出し、シミュレーション及び理論的、準理論的考察により、従来の平滑化処理を施さない場合と比較検討する[52], [53]。

また、一般に画像処理においては、理論的考察は困難であるが、本章では、可能な限り理論的な考察を試みる。

5. 2 画像モデル

5. 2. 1 原画像および観測画像モデル

2次元画像において、点 (x, y) における焦点のあった理想的な画像の濃度値を $s(x, y)$ とし、実際に得られる焦点はずれ画像を $g(x, y)$ 、加法性雑音を $z(x, y)$ とし、劣化が空間不変とすると、それらの関係は次のように表すことができる。

$$g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h(x-u, y-v) s(u, v) du dv + z(x, y) \quad (5.1)$$

ここで、 $h(x-u, y-v)$ は劣化の割合を表す点広がり関数で、一般にはガウス分布またはそれに近い形となることが多い。また、 $z(x, y)$ は白色ガウス雑音で、平均値0、分散 σ_z^2 なる確率変数であるとする[26], [27], [32]。

本章では、 $s(x, y)$ は濃度値 α あるいは β ($\alpha < \beta$) の値をとる2値画像であるとする。また、焦点はずれの度合いを表す点広がり関数が平均0、分散 σ^2 なるガウス分布で表されると仮定する。

5. 2. 2 原画像および観測画像 デジタルモデル

この節では、原画像と観測画像のデジタルモデルを表す。いま、簡単のため、原画像のサイズを $q \times q$ 、その (i, j) 画素のグレイレベルを $s(i, j)$ 、 $i, j = 0, 1, \dots, q-1$ とすると、その値が α あるいは β ($\alpha < \beta$) である 2 値画像である。これらのすべての i, j に対する $s(i, j)$ の集合 $\{s(0, 0), s(0, 1), \dots, s(q-1, q-1)\}$ を S と記すことにする。また、デジタルモデルでの点広がり関数が上下左右各 τ 画素まで値を持つものとする (図 5.1 参照)。さらに、 (i, j) 画素における平均 0、分散 σ_z^2 なるガウス分布をする加法性白色雑音のグレイレベルを $z(i, j)$ とする。このとき、式(1)をデジタル画像に適用すると、

$$g(i, j) = \sum_{r=-\tau}^{\tau} \sum_{t=-\tau}^{\tau} a_k f(i+r, j+t) + z(i, j), \quad i, j = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.2)$$

ここで、 $f(i, j)$ は原画像 $s(i, j)$ を含むもので、 $-\tau \leq i, j \leq q+3\tau-1$ で定義される以下で示されるものである。

$$f(i, j) = \begin{cases} s(i-\tau, j-\tau), & i, j = \tau, \tau+1, \dots, q+\tau-1 \\ \alpha, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5.3)$$

また、 a_k の k は r と t の値により異なるものである。さらに、 $h(x-u, y-v)$ がガウス分布で表されると仮定しているので、 a_k は $h(x-u, y-v)$ のガウス分布の分散で決まる値である [33]。

	j												
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	a_{20}	a_{19}	a_{18}	a_{17}	a_{16}	a_{15}	a_{16}	a_{17}	a_{18}	a_{19}	a_{20}	0
	0	a_{19}	a_{14}	a_{13}	a_{12}	a_{11}	a_{10}	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{19}	0
	0	a_{18}	a_{13}	a_9	a_8	a_7	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{13}	a_{18}	0
	0	a_{17}	a_{12}	a_6	a_5	a_4	a_3	a_4	a_5	a_6	a_{12}	a_{17}	0
	0	a_{16}	a_{11}	a_7	a_4	a_2	a_1	a_2	a_4	a_7	a_{11}	a_{16}	0
i	0	a_{15}	a_{10}	a_6	a_3	a_1	a_0	a_1	a_3	a_6	a_{10}	a_{15}	0
	0	a_{16}	a_{11}	a_7	a_4	a_2	a_1	a_2	a_4	a_7	a_{11}	a_{16}	0
	0	a_{17}	a_{12}	a_6	a_5	a_4	a_3	a_4	a_5	a_6	a_{12}	a_{17}	0
	0	a_{18}	a_{13}	a_9	a_8	a_7	a_6	a_7	a_8	a_9	a_{13}	a_{18}	0
	0	a_{19}	a_{14}	a_{13}	a_{12}	a_{11}	a_{10}	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{19}	0
	0	a_{20}	a_{19}	a_{18}	a_{17}	a_{16}	a_{15}	a_{16}	a_{17}	a_{18}	a_{19}	a_{20}	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

図 5.1 観測値 $g(i, j)$ における点広がり関数 ($\tau=5$ の場合)

5. 3 平滑化処理付きベイズ復元

5. 3. 1 目的関数の導出における問題の定式化

ここでは簡単のため、 a_k は既知とし、次式のように観測画像にサイズ 1×3 のマスクで平滑化処理を施した後に、ベイズ法を適用する場合を検討してみよう。まず、

$$\frac{1}{3} \sum_{r=-1}^1 g(i, j+r) = g_a(i, j), \quad i = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.4)$$

とおく。ここで、式(5.2)以外の $g(i, j)$ は次式で定義されるものとする。

$$g(i, -1) = \alpha + z(i, -1), \quad i = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.5)$$

$$g(i, q+2\tau) = \alpha + z(i, q+2\tau), \quad i = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.6)$$

上式の $z(i, -1)$ および $z(i, q+2\tau)$ はともに平均 0, 分散 σ_z^2 なる白色ガウス雑音と仮定しておく. 次に, 上記のすべての i, j に対する $g_a(i, j)$ の集合 $\{g_a(0, 1), g_a(0, 2), \dots, g_a(q+2\tau-1, q+2\tau-1)\}$ を g_a とおく. このとき, 筆者らの問題は, 次のように定式化できる. すなわち, g_a が与えられたとき, $2^{q \times q}$ 個の画像信号 S の候補のうち最も確からしい画像信号を見いだす問題である. すべての候補について事前の生起確率が等しいとする. いま, 画像信号 S の m 番目の候補を $S^{(m)}$, その (i, j) 画素を $s^{(m)}(i, j)$, およびそれによって決まる $f(i, j)$ を $f^{(m)}(i, j)$ とすると,

$$f^{(m)}(i, j) = \begin{cases} s^{(m)}(i-\tau, j-\tau), & i, j = \tau, \tau+1, \dots, q+\tau-1 \\ \alpha, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5.7)$$

このときベイズの判定基準は,

$$\text{if } \max_m P(S^{(m)} | g_a) = P(S^{(p)} | g_a) \quad \text{then } \hat{S} = S^{(p)} \quad (5.8)$$

ここで, $\max_m P(\bullet | \bullet)$ は変数 $m = 1, 2, \dots, 2^{q \times q}$ に対して, 最大の $P(\bullet | \bullet)$ を表し, $P(\bullet | \bullet)$ および \hat{S} はそれぞれ条件付確率および S の推定値を表す. ここで, ベイズの定理は次式で表現される.

$$P(S^{(m)} | g_a) = \frac{P(g_a | S^{(m)}) P(S^{(m)})}{P(g_a)}$$

これより式 (5.8) の \max の変数は m であるので, $P(g_a)$ は定数である. また, すべての候補についての事前の生起確率が等しいので, $P(S^{(m)})$ は m と無関係になる. したがって, $\max_m P(S^{(m)} | g_a)$ は $\max_m P(g_a | S^{(m)})$ と置き換えられるので, 式 (5.8) の判定基準は次式のようになる.

$$\text{if } \max_m P(g_a | S^{(m)}) = P(g_a | S^{(p)}) \quad \text{then } \hat{S} = S^{(p)} \quad (5.9)$$

5. 3. 2 最適な目的関数の導出

式 (5.9) の判定基準を計算すると結局次式のようになる.

$$\text{if } \min_m G_0(m) = G_0(p) \quad \text{then} \quad \hat{S} = S^{(p)} \quad (5.10)$$

ここで, $\min_m G_0(\bullet)$ は変数 $m = 1, 2, \dots, 2^{q \times q}$ に対して, 最小の $G_0(\bullet)$ を表す. また,

$$\begin{aligned} G_0(m) = & \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_3(i, j) - X_3^{(m)}(i, j) \right\}^T K_{z3}^{-1} \left\{ G_3(i, j) - X_3^{(m)}(i, j) \right\} \right] \\ & - \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_2(i, j) - X_2^{(m)}(i, j) \right\}^T K_{z2}^{-1} \left\{ G_2(i, j) - X_2^{(m)}(i, j) \right\} \right] \\ & + \sum_{i=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_2(i, q+2\tau-3) - X_2^{(m)}(i, q+2\tau-3) \right\}^T K_{z2}^{-1} \left\{ G_2(i, q+2\tau-3) - X_2^{(m)}(i, q+2\tau-3) \right\} \right] \end{aligned} \quad (5.11)$$

$$G_3(i, j) = \begin{bmatrix} g_a(i, j) & g_a(i, j+1) & g_a(i, j+2) \end{bmatrix}^T \quad (5.12)$$

$$X_3^{(m)}(i, j) = \begin{bmatrix} x_a^{(m)}(i, j) & x_a^{(m)}(i, j+1) & x_a^{(m)}(i, j+2) \end{bmatrix}^T \quad (5.13)$$

$$G_2(i, j) = \begin{bmatrix} g_a(i, j+1) & g_a(i, j+2) \end{bmatrix}^T \quad (5.14)$$

$$X_2^{(m)}(i, j) = \begin{bmatrix} x_a^{(m)}(i, j+1) & x_a^{(m)}(i, j+2) \end{bmatrix}^T \quad (5.15)$$

$$x_a^{(m)}(i, j) = \frac{1}{3} \sum_{r=-1}^1 x^{(m)}(i, j+r) \quad (5.16)$$

$$x^{(m)}(i, j) = \begin{cases} \sum_{t=-\tau}^{\tau} \sum_{l=-\tau}^{\tau} a_k f^{(m)}(i+r, j+t), & i, j = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \\ \alpha, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5.17)$$

$$K_{z3}^{-1} = \frac{9}{8} \begin{bmatrix} 5 & -4 & 1 \\ -4 & 8 & -4 \\ 1 & -4 & 5 \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

$$K_{z2}^{-1} = \frac{9}{5} \begin{bmatrix} 3 & -2 \\ -2 & 3 \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

さらに, $[\bullet]^T$ は $[\bullet]$ の転置行列を表す.

結局, 式(5.11)の $G_0(m)$ が求める目的関数である. この目的関数を用いる画像復元法を最適3画素平均法と呼ぶことにする. ここでは, 最適3画素平均法の場合の目的関数を求めたが, 式(5.4)の $g_a(i, j)$ が次式のような場合も同様にして目的関数を求めることができる.

$$\frac{1}{9} \sum_{r=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 g(i+r, j+t) = g_a(i, j), \quad i = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.20)$$

とおく. ここで, 式(5.2), (5.5), (5.6)以外の $g_a(i, j)$ は次式で定義されるものとする.

$$g(-1, j) = \alpha + z(-1, j), \quad j = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.21)$$

$$g(q+2\tau, j) = \alpha + z(q+2\tau, j), \quad j = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \quad (5.22)$$

$$g(i, j) = \alpha + z(i, j), \quad i, j = -1, q+2\tau \quad (5.23)$$

上式の $z(\bullet, \bullet)$ はすべて平均0, 分散 σ_z^2 なる白色ガウス雑音と仮定しておく.

また, 以下では式(5.20)の $g_a(i, j)$ をから得られる目的関数を用いる復元法を最適9画素平均法と呼ぶことにする.

ところで, 式(5.11)の計算は大きさ 3×3 の行列計算があるなど複雑である. さらに, 最適9画素平均法では大きさ 9×9 の行列計算があり, かなり複雑になる. したがって, 次に, 計算の簡単な目的関数を求める.

5.3.3 近似を用いた目的関数の導出

ここでは, 計算の簡単のため $j \neq j'$ に対して, $g_a(i, j)$ と $g_a(i, j')$ が無相関であると仮定する. このとき, 式(5.9)を計算すると, 次式を求めることができる.

$$\text{if} \quad \min_m G_0(m) = G_0(p) \quad \text{then} \quad \hat{S} = S^{(p)} \quad (5.24)$$

ここで, $\min_m G_0(\bullet)$ は変数 $m = 1, 2, \dots, 2^{q \times q}$ に対して, 最小の $G_0(\bullet)$ を表す. また, 次式が得られる.

$$G_0(m) = \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-1} \{g_a(i, j) - x_a^{(m)}(i, j)\}^2 \quad (5.25)$$

$$x_a^{(m)}(i, j) = \frac{1}{3} \sum_{r=-1}^1 x^{(m)}(i, j+r) \quad (5.26)$$

$$x^{(m)}(i, j) = \begin{cases} \sum_{t=-\tau}^{\tau} \sum_{r=-\tau}^{\tau} a_k f^{(m)}(i+r, j+t), & i, j = 0, 1, \dots, q+2\tau-1 \\ \alpha, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5.27)$$

式(5.25)の $G_0(m)$ が求める目的関数である。この目的関数を用いた画像復元方法を3画素平均法と呼ぶこととする。

次に、平滑化処理のマスクサイズを 1×3 より大きいサイズの 3×3 とした場合の目的関数を求めると、

$$G_0(m) = \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-1} \{g_a(i, j) - x_a^{(m)}(i, j)\}^2 \quad (5.28)$$

ここで、

$$x_a^{(m)}(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{r=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 x^{(m)}(i+r, j+t) \quad (5.29)$$

であり、 $x^{(m)}(i, j)$ は i, j の定義域に対して式(5.27)と同じものである。この目的関数を9画素平均法と呼ぶこととする。

さらに、観測画像に平滑化処理を施さない普通の方法について述べておこう。

式(5.2)のすべての i, j に対する $g(i, j)$ の集合

$\{g(0, 1), g(0, 2), \dots, g(w+2q-1, w+2q-1)\}$ を g とおく。このとき、 $P(S^{(m)}|g)$ を最大にする m を

求めればよい。この場合の目的関数 $G_0(m)$ は近似なしに計算でき、結果は次のようになる。

$$G_0(m) = \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-1} \{g(i, j) - x^{(m)}(i, j)\}^2 \quad (5.30)$$

ここで、 $x^{(m)}(i, j)$ は i, j の定義域に対して式(5.27)と同じものである。上式の目的関数を用いる従来の方法を単純法と呼ぶことにする。

5. 4 シミュレーション実験

5. 4. 1 シミュレーションのフローチャートとデータ

ここでは、シミュレーションにより、最適3画素平均法、3画素平均法と9画素平均法の単純法に対する考察を行う。

まず、原画像 $s(i, j)$ を図 5. 2 に示す 24×24 画素の2値画像とする ($q=24$)。扱うグレイレベルを 0-255 とし、 $\alpha=127$ 、 $\beta=129$ とする。ここで、 α 、 β は適当な値を用いてもよいが、加法的雑音が大きい場合、使用できる濃度範囲を超えないようにするためと実験を行いやすくするため比較的近い値とした。

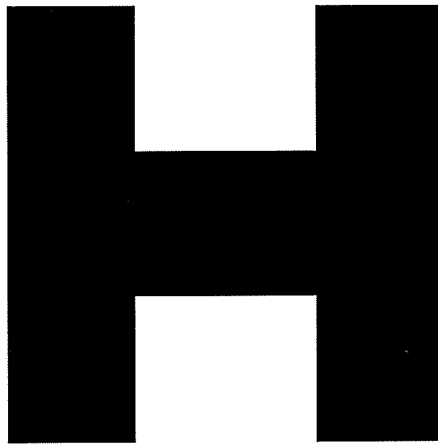


図 5. 2 原画像

また、式 (5. 1 1)、(5. 2 5)、(5. 2 8)あるいは(5. 3 0)の目的関数 $G_0(m)$ を最小にする $S^{(p)}$ を求めるために、すべての m 、すなわち $m=1, 2, \dots, 2^{24 \times 24}$ について $G_0(m)$ を計算することは、事実上不可能である。したがって、ここでは、GAを用いて $S^{(p)}$ を求めることにする[33]。そのフローチャートを図 5. 3 に示す。また、2値画像と遺伝子コードの対応関係を図 5. 4 に示す。

以下、このフローチャートに従って各項目のデータなどを示す。まず、 $h(x-u, y-v)$ のガウス分布の分散 $\sigma^2=64$ とし、点広がり関数に関するパラメータ $\tau=5$ とする (図 5. 1 参照)。このとき a_k ($k=0, 1, \dots, 20$) の値が計算され、 a_k の k は r と t を変数とした式で表されるが省略する[33]。つぎに、遺伝子集団の個体数は 10 個とし、遺伝子集団 (初期個体) $s_0^{(0)}(i, j)$ 、としては、観測画像 $g(i, j)$ ($i, j=5, 6, \dots, 28$) を用いて作成する[33]。

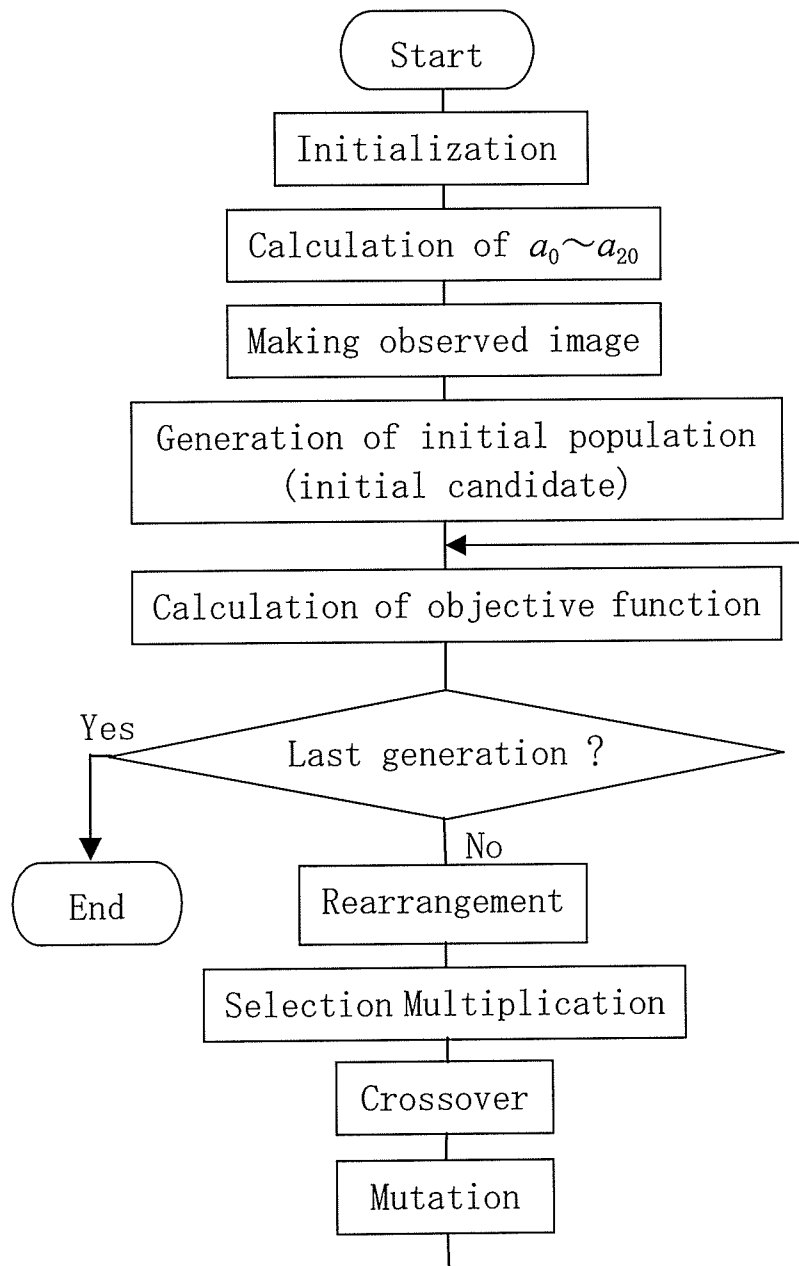


図5.3 シミュレーションのフローチャート

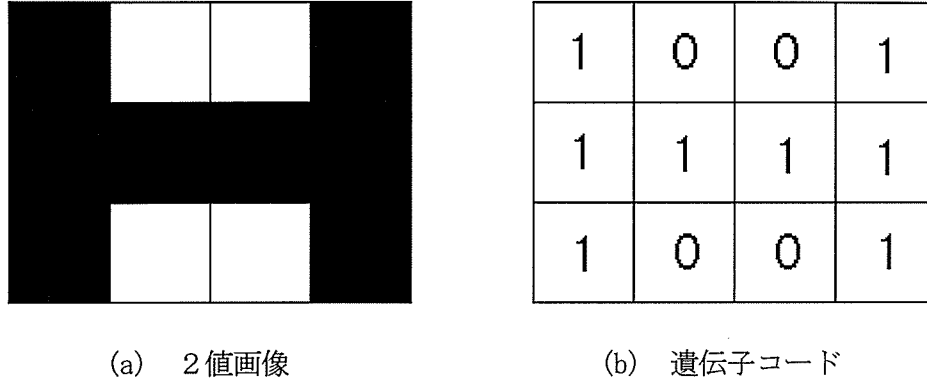


図 5. 4 2値画像と遺伝子コードの関係

遺伝子の評価のために、まず、世代 n ($n=0, 1, 2, \dots$) における遺伝子集団を $s_n^{(0)}(i, j)$, $s_n^{(1)}(i, j)$, \dots , $s_n^{(9)}(i, j)$ とする. 次に、遺伝子 (個体番号) $m=0, 1, \dots, 9$ 及び $-5 \leq i, j \leq 38$ に対して、式 (5. 3), (5. 7) と同様に、 $f_n^{(m)}(i, j)$ を以下のように定義する.

$$f_n^{(m)}(i, j) = \begin{cases} s_n^{(m)}(i-5, j-5), & i, j = 5, 6, \dots, 28 \\ 127, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5. 31)$$

また、式 (5. 11), (5. 25), (5. 28) あるいは (5. 30) の目的関数 $G_0(m)$ を個体番号 m の遺伝子の評価に用いるのであるが、世代 n を変数として導入したいので、 $G_0(m)$ の代わりに $E^{(m)}(n)$ を用いることにする. このとき、 $E^{(m)}(n)$ は次式で表される.

最適3画素平均法の場合：

$$\begin{aligned} E^{(m)}(n) = & \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_3(i, j) - X_3^{(m)}(i, j) \right\}^T K_{z3}^{-1} \left\{ G_3(i, j) - X_3^{(m)}(i, j) \right\} \right] \\ & - \sum_{i=0}^{q+2\tau-1} \sum_{j=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_2(i, j) - X_2^{(m)}(i, j) \right\}^T K_{z2}^{-1} \left\{ G_2(i, j) - X_2^{(m)}(i, j) \right\} \right] \\ & + \sum_{i=0}^{q+2\tau-3} \left[\left\{ G_2(i, q+2\tau-3) - X_2^{(m)}(i, q+2\tau-3) \right\}^T K_{z2}^{-1} \left\{ G_2(i, q+2\tau-3) - X_2^{(m)}(i, q+2\tau-3) \right\} \right] \end{aligned} \quad (5. 32)$$

ここで、 $G_3(i, j)$, $G_2(i, j)$, $X_3^{(m)}(i, j)$, $X_2^{(m)}(i, j)$, $x_a^{(m)}(i, j)$, $x^{(m)}(i, j)$, K_{z3}^{-1} , K_{z2}^{-1} はそ

れぞれ, 式 (5.12) ~ (5.19) で表される.

3画素平均法の場合:

$$E^{(m)}(n) = \sum_{i=0}^{33} \sum_{j=0}^{33} \left\{ \frac{1}{3} \sum_{r=-1}^1 g(i, j+r) - \frac{1}{3} \sum_{r=-1}^1 x^{(m)}(i, j+r) \right\}^2 \quad (5.33)$$

$$m = 0, 1, \dots, 9$$

ここで,

$$x^{(m)}(i, j) = \begin{cases} \sum_{t=-5}^5 \sum_{t=-5}^5 a_k f_n^{(m)}(i+r, j+t), & i, j = 0, 1, \dots, 33 \\ \alpha, & \text{上記以外の } i, j \end{cases} \quad (5.34)$$

9画素平均法の場合:

$$E^{(m)}(n) = \sum_{i=0}^{33} \sum_{j=0}^{33} \left\{ \frac{1}{9} \sum_{r=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 g(i+r, j+t) - \frac{1}{9} \sum_{r=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 x^{(m)}(i+r, j+t) \right\}^2 \quad (5.35)$$

$$m = 0, 1, \dots, 9$$

ここで, $x^{(m)}(i, j)$ は式 (5.34) と同じ式で表される.

単純法の場合:

$$E^{(m)}(n) = \sum_{i=0}^{33} \sum_{j=0}^{33} \{g(i, j) - x^{(m)}(i, j)\}^2 \quad (5.36)$$

$$m = 0, 1, \dots, 9$$

ここで, 式 (5.36) の $x^{(m)}(i, j)$ は式 (5.34) で与えられる.

さらに, 遺伝子の個体を評価の高いものから順番にならべ替える. また, 遺伝子の個体のうち, 評価の低いもの4個を淘汰し, 評価の高い1位から4位までをそれぞれ1個ずつ増殖することとする.

また, 交差する窓領域の大きさ[33]は 10×10 とする. 5組の交差, 4組の交差, 3組の交差, 2組の交差, 1組の交差, 0組の交差 (1組の交差もないもの) のそれぞれの確率を 0.05, 0.10, 0.15, 0.20, 0.25, 0.25 とし, 1つの世代で何組の交差を行うか, またどの個体とどの個体を, どの窓領域を交差させるかを乱数で決めることとする. ただし, 1つの世代で, 交差に

2度参加する個体はないものとする。

突然変異の方法については、ある世代において、ある個体に突然変異を起こす可能性のある個数を40とし、どの画素を取り上げるかを乱数で決定する。次に、この画素を含む近傍画素の計9画素の平均値をもって、この画素が1になる確率とし、その確率に従って乱数で0, 1を決定する方法である。

5. 4. 2 シミュレーション結果

$\min_m E^{(m)}(n)$ を満足する m を m_{\min} とする。このとき、推定画像の良さを評価する1つの方法として、 m_{\min} に対する次の定義の ε_n を最良推定誤差と名付ける。なお、原画像 $s(i, j)$ 、推定画像 $s_n^{(m)}$ は、共に $\alpha=127$ 、 $\beta=129$ の値をとる2値画像であるので、次式は2で除算している。

$$\varepsilon_n = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{23} \sum_{j=0}^{23} |s(i, j) - s_n^{(m)}(i, j)|, \quad m = m_{\min}, \quad n = 0, 1, \dots \quad (5.36)$$

すなわち、式(3.32)～式(3.35)で定義される評価 $E^{(m)}(n)$ を個体番号 m に関して最小にするものを m_{\min} とするとき、 m_{\min} に対する原画像と推定画像のグレイレベル不一致画素数が最良推定誤差 ε_n である。また、 $m = m_{\min}$ に対する遺伝子（推定画像）を最良推定画像と呼ぶことにする。

初期推定画像及び各手法による最良推定画像の例をそれぞれ図5.5、図5.6に示す。最良推定誤差の時間変化を図5.7に示す。図5.5、図5.6および図5.7より初期最良推定画像($n=0$)に比べて $n=1000$ の最良推定画像は原画像にかなり近づいていること、および3画素平均法と9画素平均法の方が単純法に比べて優れていることがわかる。さらに、図5.7より最適3画素平均法以外の方法は約 $n=700$ で推定値はほぼ収束していることがわかる。しかし、最適3画素平均法は、単純法よりはわずかに良い結果が得られているが、十分な効果が見られるとはいえない。これは、式(5.32)において、GA処理での極小値が多く存在し、最小値が得られていないのではないかと考えている。

次に、改善度を表す指標として、次式で表す改善度 η_n [dB] を定義する。

$$\eta_n = 20 \log_{10}(\varepsilon_0 / \varepsilon_n) \quad (5.37)$$

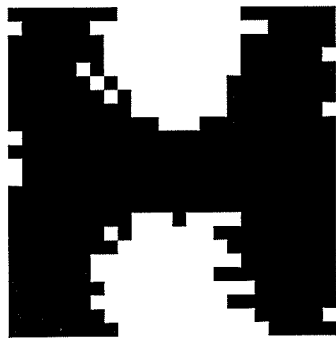
加法性雑音の標準偏差 σ_z に対する4つの手法の改善度の変化を図5.8に示す。

9画素平均法は、 $\sigma_z=0.3$ のとき、単純法に比べて約1.0[dB]優れていることと単純法におけ

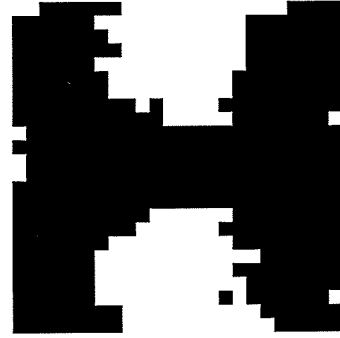
る $\sigma_z=0.2$ の場合とほぼ同じ η_{1000} になっていること、すなわち、約3.5[dB]の改善がなされていることなどがわかる。シミュレーションでは、いずれも推定画像が原画像にどれだけ似ているかで評価した。したがって、真の原画像でなくてもそれに近い画像であれば評価は高くなる。その意味で、9画素平均法は、平滑化処理を施すことにより画像の形の情報が失われるが、それ以上に加法性雑音除去の効果があらわれていると考えられる。最適3画素平均法については、ほとん



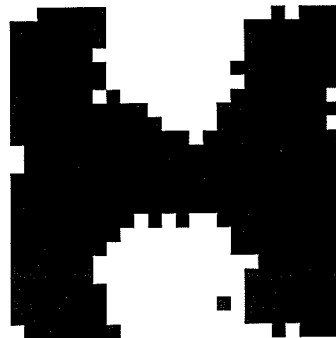
図5.5 初期最良推定画像



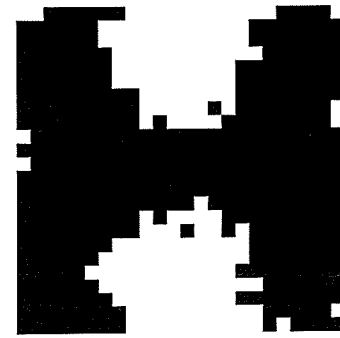
(a) 単純法



(b) 3画素平均法



(c) 9画素平均法



(d) 最適3画素平均法

図5.6 最良推定画像の例 ($n=1000$, $\sigma_z=0.4$)

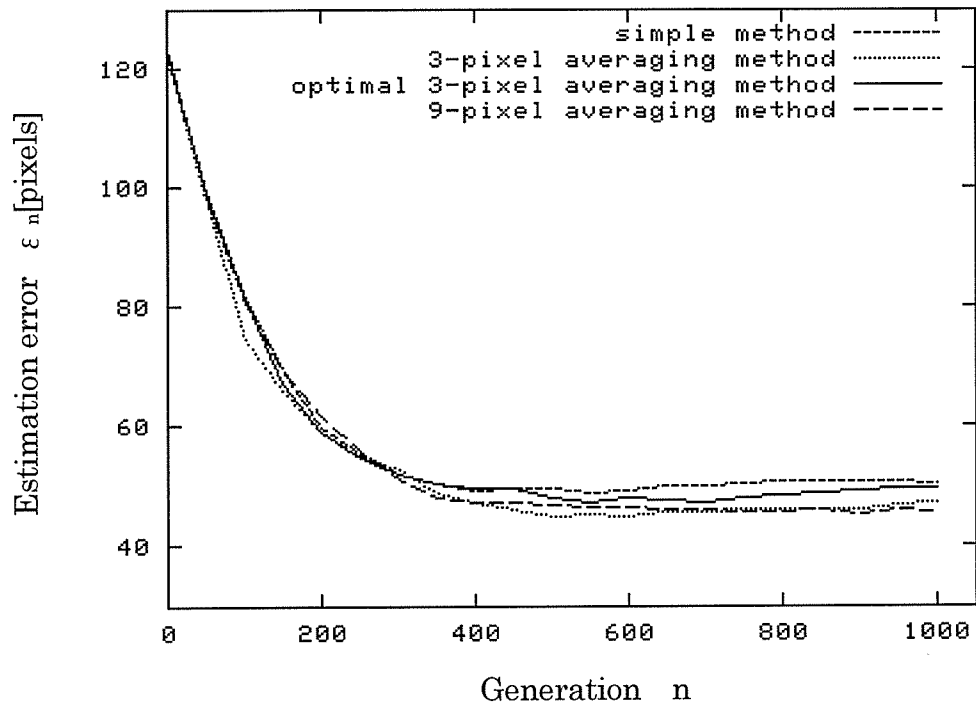


図5.7 最良推定誤差 ε_n の時間変化（9系列平均, $\sigma_z=0.4$, $\sigma=8$ ）

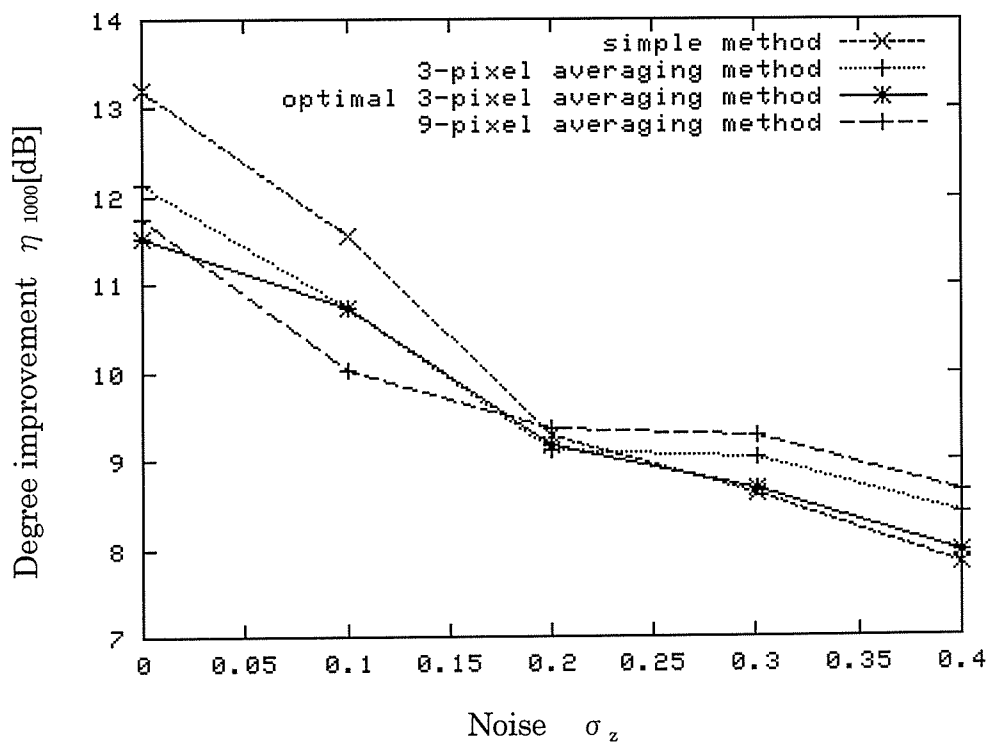


図5.8 雑音標準偏差 σ_z に対する改善度 η_{1000} の関係（9系列平均）

本章で述べた図5.2以外に点対称でない図5.9の原画像に対してもシミュレーションを行ったが、同じような結果を得ている。

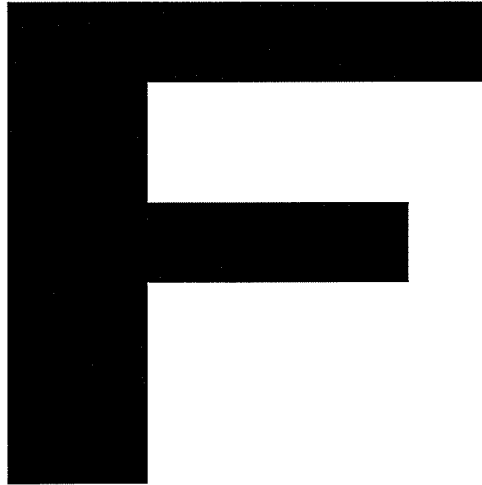


図5.9 原画像 (24×24 画素)

5.5 理論的および準理論的考察

一般に画像処理においては、理論的考察は困難であるが、本章では、可能な限り理論的に考察を行っている。ここでも、平滑化処理の効果を調べるために、特殊な場合ではあるが理論的な考察を試みる。

9画素平均法と単純法を例にとって理論的に比較するために、非現実的ではあるが、原画像がサイズ 1×1 すなわち1画素のみの場合を考える。その他 a_k などのデータはシミュレーションの場合と同じである。ただし、 $g(i, j)$ および $f(i, j)$ の i, j の範囲は式(5.2), (5.3)と異なってくることは注意を要する。この場合は原画像のグレイレベルが α か β を推定することになり、単なる検定問題になるので、理論的に過誤率が計算できる。その結果、9画素平均法と単純法は、単純法がわずかに過誤率は小さいがほとんど同じであることが明らかとなった。これは平滑化処理および近似によるマイナスと原画像の情報を担う 11×11 画素の $g(i, j)$ が式(5.2)に対して式(5.5)などで原画像の情報を担わない48画素の $g(i, j)$ を追加したマイナス（簡単のため、以下ではこれを仮想観測画像のマイナスと呼ぶことにする。）を9画素平均によるプラスが補った結果であると考えられる。

次に、GAを用いずに、観測画像 $g(i, j)$ が与えられたとき、すべての場合の推定画像について目的関数の値を計算し、目的関数を最小にする推定画像を理論的最良推定値、その誤差を理論的最良推定誤差とし、何回かの観測雑音系列の異なる観測画像に対する理論的最良推定誤差の平均値を準理論的最良推定誤差(quasi-theoretical estimation error)と名付けることにする。また、準理論的最良推定誤差で考察することを準理論的考察と名付けることにする。

先ほどのシミュレーションの場合を準理論的に考察しようとする、原画像が取り得る場合の数が $2^{24 \times 24} = 2^{576}$ となり、事実上シミュレーション計算が不可能となる。そこでまず、これも非現実的ではあるが、図 5.10 のサイズ 3×3 の原画像に対して計算した結果が図 5.11 である。シミュレーション結果とは異なり、図 5.11 より 9 画素平均法は単純法に対して特性が改善されていない。

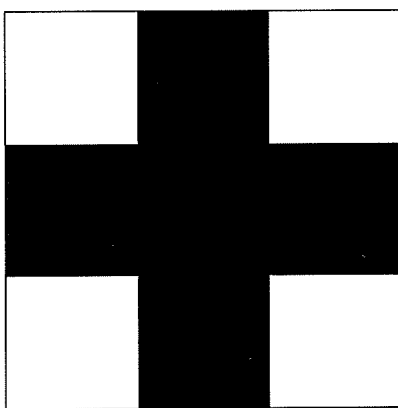


図 5.10 原画像（2値画像，画像サイズ 3×3 画素）

これを確認するために、焦点はずれの度合いを表す σ が未知、原画像 $s(i, j)$ が既知の場合を考える。 σ （真値は 8.0）は、未知ではあるが 0.05 から 12.80 までの間を 0.05 刻みとした 256 種類の値のいずれかをとるものとする。図 5.2 および図 5.10 に示す原画像に対して計算した結果がそれぞれ図 5.12 および図 5.13 である。図 5.12、5.13 の準理論的過誤率(quasi-theoretical error rate)とは、目的関数を最小とする σ が真値 8.0 にならない割合を示している。ここで、図 5.13 においては、図 5.12 と異なる横軸に設定している。この理由は、図 5.13 の場合、雑音の分散 σ_z が 0.003 より大きいところでは、9 画素平均法のほうが単純法に比べて過誤率が大きく、その差もはっきりしていたため、 σ_z が 0.003 までの 2 つの方法の過誤率の変化がわかるように横軸をこのように定めた。図 5.12 および図 5.13 より、図 5.2 の原画

像に対しては9画素平均法の方が単純法に比較してかなり良い結果を示しているが、図5.10の原画像に対する場合は逆の結果になっていることがわかる。

ここでは考察不可能であったが、画像サイズが大きくなった場合等は、理論的考察、準理論的考察の結果より推測でき、本考察は本手法の有効性を示すと考えられる。これらの結果を総合すると、9画素平均法は加法性雑音の影響を軽減できるが、仮想観測画像のマイナスとともに原画像に対する形の情報が失われることがわかる。図5.2の場合は原画像のサイズが大きいので、式(5.5)、(5.6)などで定義される仮想的な観測画像のマイナスと形の情報が失われるマイナスよりも加法性雑音の軽減のプラスの方が大きくなり、図5.10の場合は原画像のサイズが小さいので、マイナスの影響が無視できなくなると考えられる。

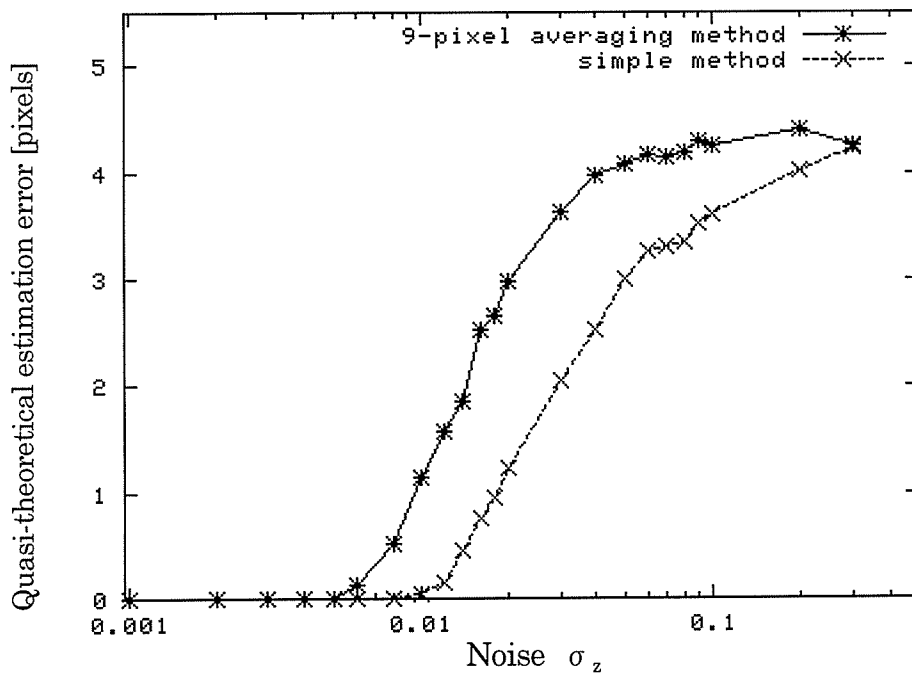


図5.11 準理論的最良推定誤差の σ_z に対する変化
(画像サイズ 3×3 ，雑音100系列)

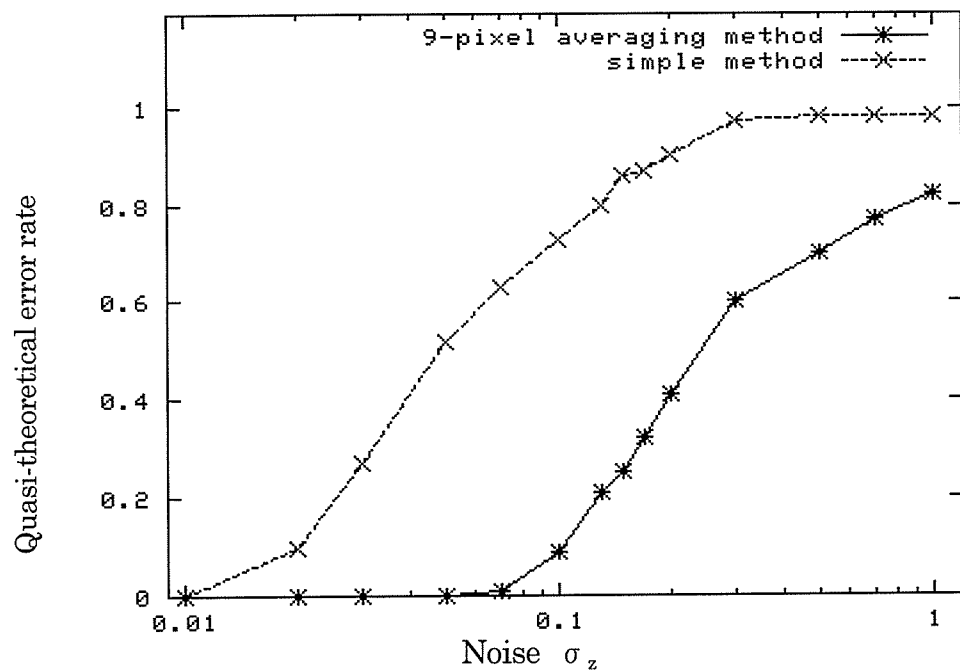


図5.12 σ 推定における過誤率の σ_z に対する変化
(画像サイズ 24×24 , 雑音100系列)

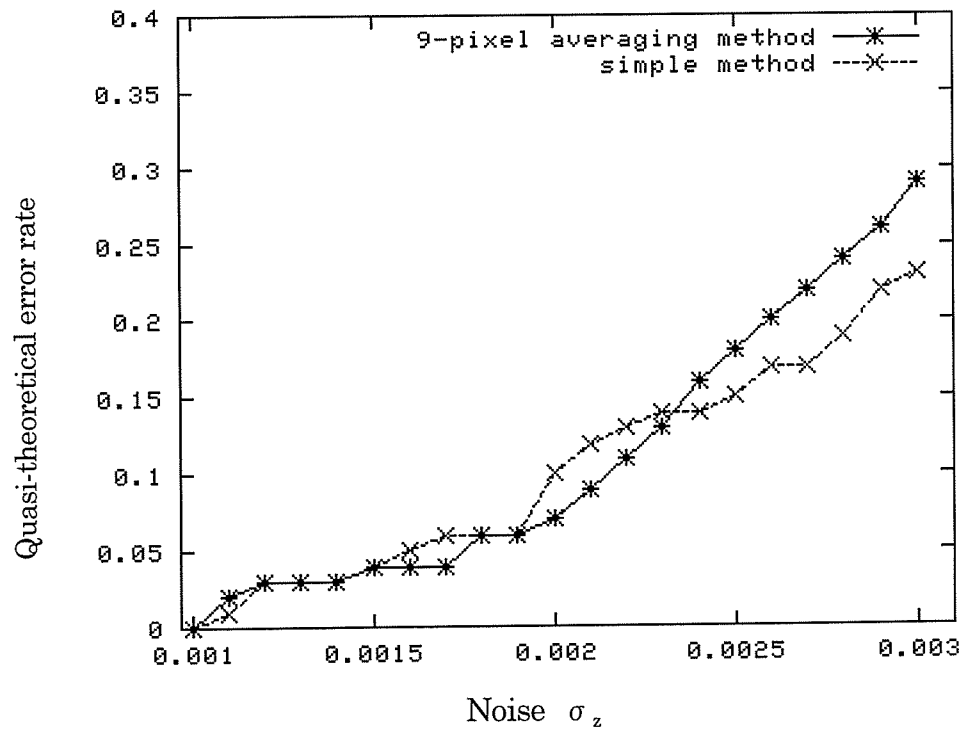


図5.13 σ 推定における過誤率の σ_z に対する変化
(画像サイズ 3×3 , 雑音100系列)

5. 6 結言

本章では、GAを用いたガウス雑音中の焦点はずれ画像回復の新しい方式、すなわち前処理として観測画像に平滑化操作を施した後にベイズの方法を適用することにより目的関数を得、最適3画素平均法、3画素平均法および9画素平均法を提案した。さらに、各手法をシミュレーション及び理論的、準理論的考察により、単純法（前処理を施さない方法）と比較検討した。

その結果、3画素平均法および9画素平均法は、単純法に比較し、雑音が大きい場合の 24×24 サイズの原画像に対しては良い結果を示した。しかし、9画素平均法は、 3×3 サイズの原画像に対しては改良が見られなかった。このことから、前処理の平滑化処理のマスクサイズは、原画像のサイズ及び加法性雑音の大きさを考慮しなければならないことが明らかとなった。

なお、この考慮においては、本手法では平滑化処理を用いているので、一般に平滑化処理でいわれているような、平滑化のサイズや画像の大きさなどによるところが大きいと思われる。最適3画素平均法については、単純法よりはわずかに良い結果が得られているが、十分な効果が見られるとはいえない。これは、GA処理での極小値が多く存在し、最小値が得られていないのではないかと考えている。

さらに、画像の用途によりサイズにおける検討の程度は変わってくるが、通常の使用であれば、ある程度のサイズの変化により特性が大きく変わることはないので、比較的極端なケースで検討しておけばいいと考えられる。

また、本章では、原画像は2値画像として目的関数を導出しているが、濃淡画像にも適用可能である。濃淡画像では、遺伝子の数も多くする必要があり、処理が膨大となるので、シミュレーションでは、原画像を2値画像として行った。また、シミュレーション結果より、原画像のサイズが大きいほど本手法は有効であると考えられる。

本章では、単純な平滑化処理（算術平均）を施したが、注目画素の重みを大きくするなどの他の平滑化法に対しても同様な方法で目的関数を導出できることを述べておく。

第6章 結論

近年、道路交通システムは、インテリジェント化に向けてITSへの移行が期待されている。そして、現在世界的規模で、研究開発とその実用化への努力がなされている。ITSの開発分野に「安全運転の支援」という分野があり、これに関する研究も行われている。車両ドライバーは常に走行環境認識と車両の制御を行わなければならない。そこで、見落とされがちな道路標識を機械が自動的に検出、認識するシステムができれば、ドライバーの負担軽減および交通事故の減少にも繋がる。この標識検出および認識に関する研究もモノクロで行われたり、カラー情報を用いたり、いろいろなされてきているが、信頼性や処理時間等の問題により実用化は困難である。しかし、各種方法が提案されることにより徐々に実用的なものとなっていくと考えられる。

本論文は、道路標識の検出・認識、および道路情景画像の劣化に対して遺伝的アルゴリズムを用いた画像復元に関する研究を集約したものである。

第2章では、道路情景濃淡画像中の最高速度を示す標識を検出し、最高速度を識別する手法を提案した。ここでは、以下に示す最高速度標識の持つ特徴を用いている。

- ① 最高速度標識の周囲は赤くなっており、濃淡画像として扱う場合は輝度が低く黒っぽく表示され、標識の赤い領域に囲まれた数字を除く領域は輝度が高く白っぽくなっている。
- ② 最高速度標識の抽出領域がほぼ円形である。

これらの特徴に対して、2値化処理などを用いて、情景画像から最高速度を示す標識を検出する。その検出された標識から、速度数字を切り出し、パターンマッチングにより最高速度を識別する。2値化処理法として、判別分析法のみによる2値化処理法Ⅰと、逆光等の場合に対する処理のために微分オペレータ等を用いた2値化処理法Ⅱを本手法に適用して、実験により2種類の方法の特徴や本手法全体の有効性について検討を行った結果について報告した。その結果より、2値化処理法Ⅰではうまく最高速度を識別できなかった逆光となる場合や白い雲の多い場合でも、2値化処理法Ⅱを適用することにより識別することができた。さらに、天候、場所等の環境の変化に対してもかなり安定に最高速度の識別ができるようになった。

第3章では、カラー道路情景画像中に存在する道路標識を道路標識の持つ色特徴および画像エネルギーを用いて抽出する方法について述べた。

屋外で撮影されるカラー画像は、天候、背景など周囲の環境の影響を受けるため、安定した色領域の抽出は困難である。そこで、第一に色の特性を示す色分布関数を作成し、各色がどの程度抽出する色に近いかを表す色らしさを求めた。次に、道路標識の認識に必要な標識領域の抽出

のために色らしさ度の特徴エネルギーを導入した Active Net を用いて、特定色領域の抽出手法を提案した。そして、色標識、および道路標識の抽出実験を行った。これより、Active Net を用いて特定色の領域抽出が可能であることが確認された。さらに、従来法では色抽出において2値化のためのしきい値を設定する必要があったが、色分布関数と Active Net を用いることにより2値化のしきい値を設定する必要がなくなった。

第4章では、Active Net を2回用いる方法を提案した。すなわち、Active Net の精度を上げるため縮小した類似度マップに Active Net を適用させ、その結果を用いて原寸の類似度マップに再び Active Net を適用させて領域を検出した。さらに、2段階抽出法的高速化の方法を提案した。第3章では、カラー画像から色分布関数により求めた類似度マップに Active Net を1回適用した。この手法では、Active Net の精度の問題により、標識領域を抽出できない場合があった。そこで、また、第3章で用いている色分布関数は、サンプル標識から得られた色の分布をそのまま適用しているため、状況変化に対応しやすい色分布関数に変更するのは困難である。そこで、色分布を統計的に扱えるようにした色分布関数を求めて Active Net に適用した。これにより色分布関数を扱いやすくなった。実験は実際の道路情景画像を用いて、カラー情景画像からの道路標識の抽出を行い、従来の手法に比べて Active Net の精度をあげることができ、従来は検出できなかった領域も検出が可能であることが明らかになった。

第5章では、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた白色ガウス雑音中の焦点はずれ画像の復元方法について述べた。

カメラの焦点はずれ等の影響により道路情景画像が劣化し、標識を抽出し難くなることもある。そこで、劣化画像を復元できれば、道路標識の抽出率が向上できると考え、遺伝的アルゴリズムを用いて復元するための基礎検討を行った。劣化画像のモデル (観測画像) として、白色ガウス雑音中の焦点はずれ画像について検討を行った。観測画像に平滑化処理を施した後にベイズの方法を適用することにより得られる目的関数を理論的に導出した。また、理論的に導出された目的関数は非常に複雑であるので、導出過程において近似を用いた場合の目的関数も求めた。次に、GAにおいてそれらの目的関数を評価関数とし、劣化画像を復元する方法を提案した。シミュレーション実験において、平滑化処理を施した場合は従来法と比較し雑音除去の効果が現れ、劣化画像の復元率も向上した。さらに、理論的、準理論的考察により、平滑化処理を施さない場合と比較検討し、平滑化処理を用いた場合の効果を確認できた。

以上の提案手法は、ITSに向けて実現されるシステムにおいては、それぞれ部分的な処理の提案である。したがって今後、実現するためには以下の項目についての検討が必要である。

- (1) 最高速度標識の認識手法(2章)においては、基本的な画像処理技法を用いているため、処理の高速化が可能と思われる。さらなる検出精度の検討が必要である。
- (2) Active Net を用いた手法(3, 4章)においては、標識の領域抽出を行った。そこで、抽出された標識が何の標識であるかの認識処理との組み合わせが必要である。
- (3) 画像復元(5章)においては、画像サイズの小さいモデルにおいて基礎検討を行った。今後、画像サイズの大きい実際の画像への適用方法を検討する必要がある。
- (4) 実際への利用を考えるとほぼ実時間で処理できる必要があるが、処理時間については、今回は考慮していないため、これらのアルゴリズムをもとに、効率良いアルゴリズムに改良する必要がある。
- (5) 現実に道路標識認識システムとして使用する場合、各処理をモジュール化し、また、画像情報だけでなく距離センサ等を利用した総合的なシステムを組み、安全性を向上させる必要がある。

最後に本研究の成果が、今後、ITSの実現および画像応用の分野に少しでも寄与できれば幸いである。

謝辞

本研究は、鳥取大学工学部 副井 裕 教授 のご指導のもとに遂行されたものである。懇切なるご指導，お鞭撻をいただきながら研究を進めることができました。本稿を終えるにあたり，深甚なる感謝を捧げます。

本論文をまとめるにあたり，有益なご教示とご配慮を賜りました 鳥取大学工学部 大北正昭 教授，小西亮介 教授，ならびに 伊藤良生 助教授 に深く感謝いたします。

本研究を進めるにあたり，鳥取大学工学部 立木純夫 技官，および 鳥取大学教育学部 中西 功 助教授 には，有益なご教示を賜りました。厚く御礼申し上げます。

また，鳥取三洋電機株式会社 研究開発部本部 鷺見育亮 氏 には，民間企業の立場から貴重なご助言をいただきました。深く感謝いたします。

研究の過程において，著者が所属している 津山工業高等専門学校 情報工学科 三木成彦 教授 には，多くのご助言とご配慮をいただきました。ここに感謝申し上げます。

本研究の遂行に際して，津山工業高等専門学校 前校長 和田 力 博士，および 津山工業高等専門学校 校長 大森晋爾 博士には，多大なご配慮を賜りました。厚く御礼申し上げます。さらに，終始，暖かいご支援とご配慮を賜りました 津山工業高等専門学校 情報工学科 教職員の皆様に厚く御礼申し上げます。

最後に，本研究を進めるにあたり，ご協力いただきました鳥取大学工学部 電気電子工学科情報通信工学研究室の学生の松田喜貴・太田誠・片岡大の諸氏，卒業生の木村裕幸，中村篤規の諸氏，大学院工学研究科博士後期課程の尾保手茂樹・James Okello の諸氏，および情報通信工学研究室の他の学生および卒業生のみなさんへ心より感謝申し上げます。特に松田喜貴氏の絶大なる協力のもとに本研究がなされたことに，深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] システム制御情報学会, “第48回システム制御情報講習会「ITS (Intelligent Transport Systems) の現状と将来予測」ー車社会のビッグバンーテキスト”, システム制御情報学会, Jan. 1999.
- [2] 五省庁連絡会議, “ITS 関係五省庁年次レポート平成10年版”, 道路・交通・車両インテリジェント化推進協議会 (VERTIS) , 1998.
- [3] 津川定之, “高度道路交通システム概論”, 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 3, pp. 312-320, April 1999.
- [4] “21世紀を拓くハイテクフォーラム第57回資料, 21世紀の自動車交通システムを探る”, (財) 中国技術振興センター, July 1999.
- [5] “VERTIS パンフレット”, 道路・交通・車両インテリジェント化推進協議会 (VERTIS) 事務局, 1998.
- [6] “先進安全自動車ASVカタログ”, 先進安全自動車推進検討会事務局 運輸省自動車交通局技術安全部, 1997.
- [7] “新しい時代の交通システムに向けて”, 電子情報通信学会誌, Vol. 80, No. 9, pp. 903-934, Sep. 1997.
- [8] 青木正善, “ITS における画像計測と画像処理”, 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 3, pp. 321-327, April 1999.
- [9] 中嶋正之, 廬石鎬, 安居院猛, “矢印に注目した道路案内標識の切り出し”, 1990 年電子情報通信学会春季全大, D-552, March 1990.
- [10] 塩昭夫, “情景中文字の検出のための動的2値化処理法”, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol. J71-D, No. 5, pp. 863-873, May 1988.
- [11] 大谷淳, 塩昭夫, “情景画像からの文字パターン抽出と認識”, 電子情報通信学会論文誌 (D), Vol. J71-D, No. 6, pp. 1037-1047, Jun 1988.
- [12] 高橋裕子, 橋本昌明, 塩昭夫, 石井健一郎, “環境変動に安定な文字抽出のための2値化法”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU91-49, July 1991.
- [13] 佐藤博, 袖山忠一, “共役直径に着目した楕円検出”, 1989 年電子情報通信学会春季全大, D-529, March 1989.
- [14] 渡並智, 恩田邦夫, 青木由直, “情景画像中の円形交通標識検出の一手法について”, 1989 年電子情報通信学会春季全大, D-532, March 1989.
- [15] H. Akatsuka and S. Imai, “Road Signposts Recognition System”, Proc. SAE (Eng. Soc.

- for Advancing Mobility Land Sea Air and Space), Int. Congress, pp.189-196, Detroit, Feb.1987.
- [16] 日比, 鎌田, “色相彩度変換と座標変換を用いたカラー自然画像からの交通標識領域の抽出および認識法”, 電気学会論文誌 D, Vol.115-D, No.12, pp.1484-1490, Dec.1995.
- [17] W. Ritter, “Traffic Sign Recognition in Color Image Sequences”, Intelligent Vehicles Symposium, pp.12-17, 1992.
- [18] L. Priese, V. Rehrmann, R. Schian and R. Lakmann, “Traffic Sign Recognition Based on Color Image”, Intelligent Vehicles Symposium, pp.95-100, 1993.
- [19] R. Janssen, W. Ritter and F. Stein, “Hybrid Approach for Traffic Sign Recognition”, Intelligent Vehicles Symposium, pp.390-395, 1994.
- [20] 平槌, 森, 亀井, 井上, “道路情景画像からの道路標識の検出”, システム制御情報学会研究発表講演会, pp.247-248, 1995.
- [21] J. H. An, H. T. Kim and T. Y. Choi, “Traffic Sign Detection by Dominant Color Transform and Symbol Recognition by Circular Shift of Distributions on Concentric Circles”, Proc. of ITC-CSCC'97, pp287-290, 1997.
- [22] 川上, 池田, 田島, “色と形状の情報をを用いた道路標識検出”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU92-29, pp.33-40, 1992.
- [23] 木村, 内村, 脇山, “道路情景画像における円形道路標識の抽出及び認識”, 電気学会道路交通研究会資料, RTA-97-33, pp.29-34, 1997.
- [24] 児玉, 中村, 神保, 梅野, “階層型ニューラルネットを用いた速度標識の位置特定”, 電気学会道路交通研究会資料, RTA-97-44, pp.55-58, 1997.
- [25] 高木幹雄, 下田陽久, “画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会, 1991.
- [26] 山下幸彦, 小川英光, “各種最適画像復元フィルタの相互関係”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J75-DII, No.5, pp.890-898, May 1992.
- [27] 三木成彦, 松岡真一, 金久正弘, “等加速度運動による流れ画像の点広がり関数同定と逐次復元”, 電子通信学会論文誌 (D), Vol.J65-D, No.9, pp.1137-1144, Sep. 1982.
- [28] 藤田和弘, 吉田靖夫, 外田修司, “確率モデルに基づく流れ画像のパラメータ推定と復元”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J72-DII, No.11, pp.1867-1874, Nov. 1989.
- [29] 橋本正一, 斉藤英雄, “P S Fのパラメータ分布を推定するシフトバリエーションぼけ画像の復元法”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J77-DII, No.4, pp.719-728, April 1994.
- [30] 小林富士男, 美咲隆吉, 坪井始, 田中始男, “焦点はずれ画像の復元”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU91-138, pp.9-16, 1991.
- [31] Goldberg D.E., “Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning”,

- Addison Wesley, 1989.
- [32] 高津和典, 澤井秀文, 渡辺澄夫, 米山正秀, “画像のベイズ復元への遺伝的アルゴリズムの適用”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol. J77-DII, No. 9, pp. 1768-1777, Sep. 1994.
 - [33] 三木成彦, 薮木登, 青山智治, “遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像の復元 (1)”, 津山高専紀要, No. 34, pp. 49-56, March 1995.
 - [34] 新垣晃一, 陳延偉, 仲尾善勝, 田村進一, “遺伝的アルゴリズムによる blind deconvolution”, 電子情報通信学会技術研究報告, IE96-22, pp. 51-56, Jun 1996.
 - [35] 松尾守之, 国光貴仁, “遺伝的アルゴリズムとブラインド・デコンボリューションを用いた画像復元法”, 情報処理学会全国大会論文集, pp. 2-343~2-344, April 1994.
 - [36] 薮木登, 三木成彦, “道路情景画像からの最高速度標識の検出と最高速度の識別”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU91-115, Jan. 1992.
 - [37] 薮木登, 三木成彦, “道路情景中の最高速度標識の検出および認識”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol. J77-D-II, No. 7, pp. 1393-1394, July 1994.
 - [38] 日本アビオニクス株式会社, “TVIP-5100 (SPICCA-II) コマンド説明書”, 日本アビオニクス, 1987.
 - [39] 薮木登, 三木成彦, “画像処理システム SPICCA-II について”, 津山高専紀要, Vol. 27, pp. 19-27, 1989.
 - [40] 薮木登, 三木成彦, “最高速度標識検出のための微分オペレータを利用した領域分割”, 平成 4 中国連大, Oct. 1992.
 - [41] 高木幹雄, 下田陽久, “画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会, 1992.
 - [42] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoul, “SNAKES, Active Contour Models”, International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, 1988.
 - [43] 坂上勝彦, 山本和彦, “動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用”, テレビジョン学会誌, Vol. 45, No. 10, pp. 11-19, 1991.
 - [44] 吉野和芳, 真木みお, 川嶋稔夫, 青木由直: “色特徴エネルギーによる対象物体の抽出”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J77-D-II, No. 10, pp. 1993-1999, Oct. 1994.
 - [45] 呉海元, 陳謙, 谷内田正彦, “カラー画像からの顔の検出”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU94-108, pp. 7-14, 1995.
 - [46] Noboru Yabuki, Yoshitaka Matsuda, Hiroyuki Kimura, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, “Region Extraction Using Color Feature and Active Net Model in Color Image”, IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. E82-A, No. 3, pp. 466-472, March 1999.
 - [47] 南敏, 中村納: “画像工学”, コロナ社, 1990.

- [48] 薮木登, 三木成彦, 副井裕, “カラー画像における道路標識の色領域抽出に関する一検討”, 平 9 中国連大, p. 206, 1997.
- [49] 薮木登, 松田喜貴, 中村篤規, 副井裕, 三木成彦, “カラー画像からの領域検出に関する一検討”, 電子情報通信学会技術研究報告, DSP98-133, pp. 1-8, Dec. 1998.
- [50] Noboru Yabuki, Yoshitaka Matsuda, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, “Region Extraction Using Active Net in Two Steps”, Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC'99), Sado, Japan, pp. 122-125, 1999.
- [51] 田村秀行監修, “コンピュータ画像処理入門”, 総研出版, 1985.
- [52] 薮木登, 三木成彦, 副井裕, “遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像のベイズ復元法”, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU97-19, pp. 143-150, May 1997.
- [53] Noboru Yabuki, Shigehiko Miki, and Yutaka Fukui, “On Some Restoration Methods of Defocusing Images Using Genetic Algorithms”, Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC'99), Sado, Japan, pp. 717-720, 1999.

研究業績

I. 学術雑誌発表論文

著者・論文題目・発表機関		本文
[1]	荻木登, 三木成彦, “道路情景中の最高速度標識の検出および認識”, 電子情報通信学会論文誌D- II, Vol.J77-D- II, No.7, pp.1393-1394, July 1994.	第2章
[2]	Noboru Yabuki, Yoshitaka Matsuda, Hiroyuki Kimura, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, “Region Extraction Using Color Feature and Active Net Model in Color Image”, IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol.E82-A, No.3, pp.466-472, March 1999.	第3章

II. 国際会議発表論文

著者・論文題目・発表機関		本文
[1]	Yutaka Fukui, <u>Noboru Yabuki</u> , and Akio Kosaka, ”Design of Second-order Bandpass Filter Using the LDI Transformation - A Consideration on Q - ”, Proceedings of the 1986 Joint Technical Conference on Circuits and Systems (JTC-CAS’86), Seoul, Korea, pp.1999-2002, 1988.	
[2]	Yutaka Fukui, <u>Noboru Yabuki</u> , and Akio Kosaka,” New s-z Transformation and Its Switched Capacitor Realization”, Proceedings of the 1988 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS’88), Helsinki, Finland, pp.1999-2002, June 1988.	
[3]	<u>Noboru Yabuki</u> , Shigehiko Miki, and Yutaka Fukui, ”Bayesian Restoration Methods of Defocusing Images Using a Smoothing Operation and Genetic Algorithm “, Proceedings of the 1998 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC’98), Sokcho, Korea, pp.149-152, July 1998.	第5章

[4]	<u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka Matsuda, Hiroyuki Kimura, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, "A Study on Region Extraction Using a Feature of Color Image", Proceedings of the 1998 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC'98), Sokcho, Korea, pp.197-200, 1998.	第3章
[5]	<u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka Matsuda, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, "A Study on Region Extraction Using a Feature of Color Image", Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Circuits and Systems(ISCAS'99), Orlando, USA, pp. IV-98-IV-101, May 1999.	第3章
[6]	<u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka Matsuda, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, "Region Extraction Using Active Net in Two Steps", Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC'99), Sado, Japan, pp.122-125, 1999.	第4章
[7]	<u>Noboru Yabuki</u> , Shigehiko Miki, and Yutaka Fukui, "On Some Restoration Methods of Defocusing Images Using Genetic Algorithms", Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC'99), Sado, Japan, pp.717-720, 1999.	第5章
[8]	Yasuaki Sumi, Makoto Ota, <u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka Matsuda, and Yutaka Fukui, "A Study on Application of Image Processing to Chlorella Calculation", Proceedings of the 1999 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC'99), Sado, Japan, pp.844-847, 1999.	
[9]	<u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka Matsuda, Yutaka Fukui, and Shigehiko Miki, "Active Net for Target Extraction Using Color Similarity", Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems(ISPACS'99), Phuket, Thailand, pp.529-532, Dec. 1999.	第4章
[10]	Yasuaki SUMI, Makoto OTA, <u>Noboru Yabuki</u> , Yoshitaka MATSUDA, and Yutaka FUKUI, "Application of Image Processing to Chlorella Calculation", Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems(ISPACS'99), Phuket, Thailand, pp.525-528, Dec. 1999.	

Ⅲ. 学会研究会，紀要発表論文

著者・論文題目・発表機関		本文
[1]	小坂明雄， <u>薮木登</u> ，副井裕，“周波数ひずみが少ない新しい s - z 変換について”，信学技報，CAS86-13，pp. 47-54，May 1986.	
[2]	<u>薮木登</u> ，副井裕，“MD I 変換によるスイッチトキャパシタはしご形フィルタの実現”，信学技報，CAS87-35，pp. 71-78，June 1987.	
[3]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，“画像処理システム S P I C C A - II について”，津山高専紀要，No. 27，pp. 19-27，March 1989.	
[4]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，“道路情景画像中における制限速度識別の一手法について”，津山高専紀要，No. 28，pp. 1-9，March 1990.	第 2 章
[5]	三木成彦， <u>薮木登</u> ，“パーソナルコンピュータによる対話型時間割編成について”，津山高専紀要，No. 28，pp. 23-32，March 1990.	
[6]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，“道路情景画像からの最高速度標識の検出と最高速度の識別”，信学技報，PRU91-115，pp. 19-26，Jan. 1992.	第 2 章
[7]	岡田正，河合雅弘， <u>薮木登</u> ，寺元貴幸，“情報工学科ネットワークシステムの運用状況と拡張”，津山高専紀要，No. 30，pp. 49-54，Oct. 1993.	
[8]	三木成彦， <u>薮木登</u> ，青山智治，“遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像の復元(1)”，津山高専紀要，No. 34，pp. 49-56，Nov. 1994.	第 5 章
[9]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，前川禎男，“カラー動画画像からのオブジェクト検出に関する検討”，津山高専紀要，No. 34，pp. 61-68，Nov. 1994.	
[10]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，“移動ロボットスコピーオンについて”，津山高専紀要，No. 34，pp. 73-77，Nov. 1994.	
[11]	<u>薮木登</u> ，三木成彦，副井裕，“遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像のベイズ復元法”，信学技報，PRMU97-19，pp. 143-150，May 1997.	第 5 章
[12]	<u>薮木登</u> ，松田善貴，木村裕幸，副井裕，三木成彦，“カラー画像特徴エネルギーを用いた特定色領域抽出法”，第11回回路とシステム（軽井沢）ワークショップ，pp. 101-106，April 1998.	第 3 章
[13]	<u>薮木登</u> ，松田喜貴，中村篤規，副井裕，三木成彦，“カラー画像からの領域検出に関する一検討”，信学技報，DSP98-133，pp. 1-8，Dec. 1998.	第 4 章

IV. 口頭発表論文

著者・論文題目・発表機関	
[1]	藪木登, 小坂明雄, 板垣邦弘, 副井裕, “寄生容量不感なSC積分器の倍速化”, 昭和60年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 171, Oct. 1985.
[2]	小坂明雄, 藪木登, 副井裕, “アナログフィルタから離散時間フィルタへの新しいs-z変換法”, 昭和60年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 170, Oct. 1985.
[3]	藪木登, 副井裕, “MD I 変換によるSC回路の構成”, 昭和61年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 168, Oct. 1986.
[4]	小坂明雄, 波多浩昭, 藪木登, 副井裕, “LD I 変換を使った2次帯域通過型フィルタの設計 - Qの補正 -”, 昭和61年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 166, Oct. 1986.
[5]	大木誠, 藪木登, 副井裕, “安定なスイッチトキャパシタ発振回路”, 昭和61年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 168, Oct. 1986.
[6]	藪木登, 副井裕, “素子シミュレーションにおけるMD I 変換によるSC回路の構成”, 昭和62年度電気四学会中国支部連合大会講演論文集, p. 182, Oct. 1987.
[7]	藪木登, 三木成彦, “道路情景中の速度標識からの速度数字の切り出しと識別”, 平成4年度電気・情報関連学会中国支部連合大会, p. 315, Oct. 1992.
[8]	藪木登, 三木成彦, 前川禎男, “オプティカルフロー検出における誤差減少法の検討”, 平成6年度電気・情報関連学会中国支部連合大会, p. 3, Oct. 1994.
[9]	藪木登, 三木成彦, “オプティカルフローの一検出法”, 平成7年度電気・情報関連学会中国支部連合大会, pp. 364-365, Oct. 1995.
[10]	藪木登, 三木成彦, “無人搬送車のための円形ランドマーク認識について”, 1996年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 379, March 1996.
[11]	藪木登, 三木成彦, 浅岡達也, “遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像回復の一方式について”, 平成8年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, pp. 435-436, Oct. 1996.
[12]	藪木登, 三木成彦, “遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像回復の一方式に関する考察”, 1997年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 290, March 1997.
[13]	藪木登, 三木成彦, 副井裕, “カラー画像における道路標識の色領域抽出に関する一検討”, 平成9年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 206, Oct. 1997.
[14]	藪木登, 木村裕幸, 副井裕, 三木成彦, “カラー画像からの道路標識の色抽出法の検討”, 1998年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 407, March 1998.
[15]	藪木登, 松田喜貴, 副井裕, 三木成彦, “Active Netを用いた道路標識の検出に関する検討”, 1998年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 408, March 1998.

[16]	薮木登, 三木成彦, 副井裕, “遺伝的アルゴリズムによる画像のベイズ復元法に関する検討”, 平成10年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 65, Oct. 1998.
[17]	薮木登, 中村篤規, 副井裕, 三木成彦, “道路標識の色抽出における色分布関数について”, 平成10年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 149, Oct. 1998.
[18]	薮木登, 松田喜貴, 副井裕, 三木成彦, “道路標識検出のための2段階抽出法に関する検討”, 平成10年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 150, Oct. 1998.
[19]	鷺見育亮, 太田誠, 薮木登, 松田喜貴, 副井裕, “クロレラ計数における画像処理の適用に関する検討”, 1999年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 144, March 1999.
[20]	薮木登, 三木成彦, 副井裕, “遺伝的アルゴリズムによる焦点はずれ画像の最適なベイズ復元法に関する一検討”, 1999年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 229, March 1999.
[21]	薮木登, 松田喜貴, 副井裕, 三木成彦, “Active Netを用いた2段階領域抽出”, 1999年電子情報通信学会総合大会講演論文集, p. 230, March 1999.
[22]	鷺見育亮, 太田誠, 薮木登, 松田喜貴, 副井裕, “クロレラ計数の精度向上に関する検討”, 平成11年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 428, Oct. 1999.
[23]	薮木登, 松田喜貴, 片岡大, 副井裕, 三木成彦, “Active Netの演算停止の条件に関する一検討”, 平成11年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p. 429, Oct. 1999.
[24]	薮木登, 安藤享, 三木成彦, 副井裕, “ニューラルネットワークによる色検出を用いた道路標識の検出”, 平成11年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, pp. 433-434, Oct. 1999.